



Escola Politécnica Superior

Trabajo Fin de Máster
CURSO 2017/18

*OPTIMIZACIÓN DE LA SOSTENIBILIDAD DE UN
CONDENSADOR DE VAPOR PARA UNA CENTRAL
DE PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA*

Máster en Ingeniería Industrial

ALUMNO

Julián Canoura Merodio

TUTORES

Alberto Arce Ceinos

Juan José Cartelle Barros

FECHA

JULIO 2018

1 TÍTULO Y RESUMEN

OPTIMIZACIÓN DE LA SOSTENIBILIDAD DE UN CONDENSADOR DE VAPOR PARA UNA CENTRAL DE PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA

El presente trabajo consiste en generar una aplicación informática integrada que, por un lado, calcule y dimensione un condensador, computando, a la vez, su índice global de sostenibilidad ambiental, económico y social. Por otro lado, debe incluir un algoritmo de optimización para determinar las características del condensador que suponen un mayor índice de sostenibilidad.

O presente traballo consiste en xerar unha aplicación informática integrada que, por unha banda, calcule e dimensione un condensador, calculando, á vez, o seu índice global de sustentabilidade ambiental, económico e social. Doutra banda, debe incluír un algoritmo de optimización para determinar as características do condensador que supoñen un maior índice de sustentabilidade.

This present work consists of generating an integrated computer application that calculates and sizes a condenser as well as its global index of environmental, economic and social sustainability. On the other hand, it must include an optimization algorithm to determine the characteristics of the condenser with the highest sustainability index.



UNIVERSIDADE DA CORUÑA



Escola Politécnica Superior

TRABAJO FIN DE MÁSTER
CURSO 2017/18

*OPTIMIZACIÓN DE LA SOSTENIBILIDAD DE UN
CONDENSADOR DE VAPOR PARA UNA CENTRAL
DE PRODUCCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA*

Máster en Ingeniería Industrial

MEMORIA

2 ÍNDICE

1 Título y Resumen	2
2 Índice	4
3 Nomenclatura.....	5
4 Estado del arte.....	8
4.1 INTRODUCCIÓN: Revisión de la literatura bibliográfica y principales carencias en los conocimientos actuales	8
4.1.1 Sostenibilidad integral.....	8
4.1.2 Condensador	9
4.1.3 Objetivos: Carencias en los conocimientos actuales.....	10
5 Metodología	12
5.1 MIVES	12
5.2 Monte Carlo	15
5.3 MIVES: Monte Carlo	15
5.4 Método Integrado para la optimización de la sostenibilidad de sistemas energéticos.....	20
5.5 Técnicas de optimización.....	21
5.5.1 Búsqueda exhaustiva (Fuerza bruta)	21
5.5.2 Monte Carlo	22
5.5.3 Crow Search Algorithm.....	23
5.5.4 Particle Swarm Optimization	27
5.5.5 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II.....	30
5.6 Modelo.....	33
5.6.1 Caso de estudio.....	33
5.6.2 Modelo matemático	34
5.6.3 Modelo MIVES.....	39
6 Resultados y discusión	44
7 Conclusiones	47
8 Bibliografía.....	48

3 NOMENCLATURA

- A0: área de transferencia de calor [m^2]
- AP: potencial de acidificación (kg SO₂ equivalente)
- AP: probabilidad de conciencia
- APs: pérdida de carga en la carcasa [Pa]
- APt: pérdida de carga en los tubos [Pa]
- As: área frontal entre baffles [m^2]
- B: distancia entre baffles [m]
- bd: distancia entre la carcasa y el haz de tubos [m]
- Ce: coste de la electricidad [€]
- Ci: costes de inversión [€]
- Co: coste de operación [€]
- Cod: coste total de operación descontados [€]
- Cps: calor específico del vapor de agua [$\text{J/kg}\cdot\text{K}$]
- Cpt: calor específico del agua líquida [$\text{J/kg}\cdot\text{K}$]
- Ctot: costes totales [€]
- d0: diámetro externo de los tubos [m]
- Db: diámetro del haz de tubos [m]
- De: diámetro equivalente de la carcasa [m]
- desp: diámetro de los espejos [m]
- di: diámetro interno de los tubos [m]
- Ds: diámetro interno de la carcasa [m]
- Ds0: diámetro externo de la carcasa [m]
- Dsic: diámetro interno de los cabezales [m]
- E: efectividad de la junta
- Ec: efectividad de la junta de la cubierta
- EP: potencial de eutrofización (kg de fosfato equivalente)
- ETA: parámetro que depende de los arreglos de los tubos
- g: gravedad [$\text{kg/m}\cdot\text{s}^2$]
- GE: generación de empleo
- GWP: potencial de calentamiento global (kg CO₂ equivalente)
- H: horas funcionamiento de la bomba al año [h/año]
- hfg: entalpía de vaporización del vapor de agua [J/kg]
- hs: coeficiente de convección externo (en la carcasa) [W/ m^2]
- ht: coeficiente de convección interno (en los tubos) [W/ m^2]
- i=tasa de descuento [%]
- IS: índice de sostenibilidad total
- ISE: índice de sostenibilidad económico
- ISM: índice de sostenibilidad medioambiental
- ISS: índice de sostenibilidad social
- kt: coeficiente de conductividad térmica del agua [$\text{W/m}\cdot\text{K}$]
- L: longitud de los tubos [m]
- LA: casos de accidentes letales
- LMTD: diferencia de temperatura media logarítmica
- M: número de funciones objetivo (en este caso 3)
- MasaAcero: masa de acero del condensador[kg]
- mf: flujo másico del vapor de agua [kg/s]
- ms: flujo másico de vapor de agua [kg/s]
- Naux: Número de tubos en una fila
- NLA: casos de serios accidentes no letales

- Nt: número de tubos
- Nu: número de Nusselt
- ny: vida útil del condensador [años]
- ODP: depreciación de la capa de ozono (kg R-11 equivalente)
- P: presión de diseño [Pa]
- P1: presión del espejo para flexión [Pa]
- P2: presión del espejo para cortante [Pa]
- POCP: potencial de creación de ozono fotoquímico (kg de etano equivalente)
- Pot: potencia de la bomba [W]
- Prs: Prandtl del vapor de agua en la carcasa
- Prt: Prandtl del agua en los tubos
- Pt: presión de diseño de los tubos [Pa]
- Q: potencia del condensador [W]
- RelacionVol: relación entre el volumen de los tubos y el total
- Rend: rendimiento de la bomba
- Res: Reynolds del vapor de agua en la carcasa
- Ret: Reynolds del agua en los tubos
- Rfs: factor de ensuciamiento del vapor de agua [m^2/W]
- rgbest: variable que se queda con los valores de Ds y d0 de gbest
- RoAcero: densidad del acero [kg/m^3]
- ros: densidad del vapor de agua [kg/m^3]
- rot: densidad del agua [kg/m^3]
- S: máximo esfuerzo del AISI316 [Pa]
- St: distancia transversal entre los tubos [m]
- tc: espesor de los cabezales [m]
- Tci: temperatura de entrada del agua [K]
- Tco: temperatura de salida del agua [K]
- te: espesor del espejo [m]
- Thi: temperatura de entrada del vapor de agua [K]
- Tho: temperatura de salida del vapor de agua [K]
- Tsat: temperatura de saturación del agua [K]
- tsc: espesor según esfuerzo circunferencial [m]
- tsl: espesor según esfuerzo longitudinal [m]
- Tw: temperatura de la pared del tubo [K]
- U0: coeficiente global de transferencia de calor [W/m^2]
- VAP: valor de la acidificación en la función de valor
- VCtot: valor de los costes totales en la función de valor
- VEP: valor de la eutrofización en la función de valor
- VGE: valor de la generación de empleo en la función de valor
- VGWP: valor del calentamiento global en la función de valor
- Viss: viscosidad dinámica del vapor de agua [$\text{Pa}\cdot\text{s}$]
- Viss_w: viscosidad cinemática del vapor de agua [m^2/s]
- Vist: viscosidad dinámica del agua [$\text{Pa}\cdot\text{s}$]
- Vist_w: viscosidad cinemática del agua [m^2/s]
- VLA: valor de los accidentes letales en la función de valor
- VNLA: valor de los accidentes no letales serio en la función de valor
- VODP: valor de la depreciación de la capa de ozono en la función de valor
- VolCabezales: volumen de los cabezales [m^3]
- VolCarcasa: volumen de la carcasa [m^3]
- VolEspejo: volumen del espejo [m^3]
- VolTotal: volumen total del condensador [m^3]
- VolTubos: volumen de los tubos [m^3]
- VPOCP: valor de la creación de ozono fotoquímico en la función de valor
- vs: velocidad del vapor de agua en la carcasa [m/s]

- v_t : velocidad del agua en los tubos [m/s]

4 ESTADO DEL ARTE

4.1 INTRODUCCIÓN: Revisión de la literatura bibliográfica y principales carencias en los conocimientos actuales

El siguiente apartado se organiza de la siguiente forma: Las secciones 4.1.1 y 4.1.2 están dedicadas a la revisión de la bibliografía sobre la sostenibilidad integral y la optimización de condensadores, respectivamente. En la sección 4.1.3 se exponen las principales carencias de conocimiento que hay hoy en día respecto a estas áreas, y, además, se presentan los objetivos y los aspectos novedosos de este proyecto.

4.1.1 Sostenibilidad integral

Hoy en día, es realista decir que existen una serie de límites para el crecimiento y el desarrollo convencional [1]. Por esta razón, ha empezado a promoverse la adopción de una serie de medidas para proteger tanto a las generaciones actuales como a las futuras de las consecuencias de sobrepasar estos límites. Luego, desarrollo sostenible y sostenibilidad integral son dos términos que han alcanzado gran importancia en casi cualquier actividad, como la economía, la industria y los sectores de la construcción y energía, entre otros.

Estos dos conceptos van más allá de los aspectos medioambientales (control de la contaminación y la reducción del consumo de recursos), incluyendo también aspectos sociales (la igualdad, la vida digna, la estabilidad social, la protección de los valores sociales y culturales) y económicos (minimización de coste del ciclo de vida, la productividad a largo plazo de los recursos y el desarrollo equitativo). Es decir, tanto el desarrollo sostenible como la sostenibilidad integral se basan principalmente en tres pilares: medioambiental, social y económico. Por otro lado, algunos autores también incluyen un cuarto pilar o dimensión, el técnico o técnico-funcional, que está relacionado con las ventajas tecnológicas y funcionales.

En la situación actual de crisis, la energía se ha erigido como un factor clave para reducir la pobreza y mejorar las condiciones de vida [2]. Por tanto, los conceptos de energía y sostenibilidad deben ir unidos. Sin embargo, no siempre ha sido (ni es) así. Por otro lado, muchos autores abordaron la evaluación de la sostenibilidad. Muchos de estos estudios de investigación pueden consultarse en [1].

Sin embargo, resulta necesario ir más allá de la mera evaluación, buscando la optimización, en términos de maximizar la contribución al desarrollo sostenible de cada sistema ingenieril proyectado. Son pocos los estudios que abordan la optimización de la sostenibilidad. Se encontraron algunos artículos como por ejemplo [3], en el que los autores diseñaron una red petroquímica para Kuwait mediante el desarrollo de un modelo de optimización, en el que algunos indicadores de sostenibilidad fueron utilizados como objetivos.

En 2015, Liu y Huang propusieron una metodología combinada con simulación tipo Monte Carlo para determinar el acabado metálico de la configuración del sistema industrial con el mejor comportamiento en términos de sostenibilidad

En una línea similar se encuentra el artículo de Abdallah y Rayes [4] en el que se presenta un modelo para maximizar la sostenibilidad de edificios existentes. Se considera un edificio público como caso de estudio para evaluar la aplicación del modelo propuesto.

Otro artículo dentro del sector de la construcción es [5], en el que se lleva a cabo una optimización multi-objetivo para encontrar la opción de reparación de infraestructuras expuestas a peligros naturales con mayor contribución a la sostenibilidad.

Pratama [6], realizó una optimización multi-objetivo para identificar el escenario más sostenible en la planificación de generación de energía en Indonesia para el 2050.

Por último, también hay artículos sobre la optimización de la sostenibilidad en el sector de la industria nuclear. La referencia bibliográfica 7 es un claro ejemplo de esto.

4.1.2 Condensador

Un condensador es un caso particular de intercambiador de calor en el que el fluido frío se condensa habiendo, por tanto, un cambio de fase. Un intercambiador de calor es un dispositivo a través del cual fluidos, calientes y fríos, intercambian calor [32]. En otras palabras, existe una transferencia de calor entre fluidos a diferente temperatura. Los fluidos (líquido o gas) no necesariamente tienen que estar separados por una pared sólida, como ocurre en un condensador convencional, si no que se puede producir la transferencia de calor por simple contacto de los fluidos, habiendo una transferencia de calor y también de materia. Los condensadores se utilizan en diferentes industrias, incluyendo la ingeniería eléctrica, refinación de petróleo, alimentación, industria química, industrias de proceso, entre muchos otros casos [8].

Hay muchas formas de clasificar los condensadores (y los intercambiadores de calor en general): según el flujo relativo de los fluidos, características constructivas, etc. Sin embargo, dentro de toda esta extensa clasificación, el tipo más frecuente es el de carcasa y tubos. Sus dimensiones pueden variar desde el orden de centímetros hasta varios metros [32]. Los fluidos, pueden circular bien por el interior de unos tubos, o bien por fuera de ellos dentro de una carcasa. Con el objetivo de obtener una tasa de transferencia de calor mayor, es frecuente la inclusión de unos elementos constructivos llamados baffles que generan un flujo sinuoso. Además, estos baffles proporcionan, también, una función estructural, evitando el posible pandeo de los tubos. El lector puede encontrar imágenes de intercambiadores de carcasa y tubos con baffles y diagramas típicos de temperatura de un condensador en [32].

Los condensadores y, en general los intercambiadores de calor de carcasa y tubos se pueden utilizar en una amplia gama de presiones y temperaturas de funcionamiento [9] [10]. En otras palabras, presentan una gran flexibilidad en su diseño, adaptándose a múltiples condiciones de operación [11] [12] [13] [14]. Además, su fabricación es relativamente simple [11] [13] [14], a lo que hay que añadir su robustez y fiabilidad [9] [10]. Son, por tanto, adecuados para una gran variedad de aplicaciones como puede ser la refrigeración, la calefacción y aire acondicionado, la fabricación, y las aplicaciones médicas [9] [10]. También se ha propuesto su aplicación en energías alternativas como la geotérmica o la térmica de los océanos [12]. En otras palabras, los condensadores e intercambiadores de calor de carcasa y tubos, en general, juegan un papel muy importante en la industria actual, y es previsible que mantengan esta posición en los próximos años.

El diseño de un condensador es un proceso complejo en el que se trata de calcular, a partir de unas condiciones de funcionamiento dadas, los parámetros geométricos del condensador que satisfacen el conjunto de restricciones. Para ello, se distingue por un lado el diseño térmico, que puede llevarse a cabo a través de dos métodos: el método de la diferencia media de temperaturas logarítmica (LMTD, *logarithmic mean temperature difference*) y el método de la efectividad (NUT, Número de Unidades de Transferencia). El lector puede encontrar información acerca de estos dos métodos en [32]. En resumen, el diseño de un condensador pretende determinar la longitud de los tubos, los coeficientes de transferencia de calor, el área de transferencia de calor, el diámetro de los tubos, el número de tubos necesarios, el número de baffles necesarios, los caudales máxicos de los fluidos, etc. Por otro lado, en el diseño mecánico, se calculan los espesores de la carcasa, cabezales y espejos, los diámetros de los pernos de anclaje, material de construcción, diámetro de las bridas y boquillas, etc. Una vez calculado todo esto, el diseño del condensador se completaría obteniendo la pérdida de carga que se genera tanto en el interior de los tubos como en la carcasa. Hoy en día, los métodos convencionales de diseño

se basan en procedimientos iterativos, dónde los parámetros de diseño se modifican progresivamente hasta que se encuentra una solución adecuada [15]. Sin embargo, la solución obtenida, a pesar de cumplir con las especificaciones y restricciones, puede estar lejos de ser la mejor solución posible para su aplicación específica. Es por ello, y también por su uso generalizado, que muchos autores han centrado sus estudios en la optimización de un intercambiador de calor y, en particular, condensador, adoptando diferentes funciones objetivo.

Un ejemplo de optimización de un condensador es el artículo [19]. En él, los autores optimizan el diseño de un condensador de acuerdo con una serie de objetivos: máxima eficiencia térmica, mínimo coste específico y mínima potencia por unidad de área. Para ello, emplean un algoritmo genético.

En el sector marino, especialmente en buques, también se desarrollaron estudio relacionados, como es el caso de la referencia bibliográfica 20, en la que se diseña, se optimiza y se crea un condensador, junto a 3 adsorbentes y un evaporador para formar un sistema de refrigeración para la sostenibilidad energética y ambiental.

Por otro lado, también está el estudio de Rani et al. en 2017 [21]. En este artículo se aplica un método para optimizar el diseño de un condensador y un evaporador que forman parte de un sistema de refrigeración, con refrigerante R134a, para un macrocompartimento que se adapta a una botella de refresco.

Por último, respecto a intercambiadores de calor, en general (sin cambio de fase), cabe mencionar algún estudio más, por ejemplo, el de Ponce Ortega [22] que minimiza el coste anual total para un intercambiador de carcasa y tubos mediante el uso de un enfoque basado en un algoritmo genético. También está el ya mencionado de Patel y Rao [11], en el que los autores aplican una técnica de optimización de enjambre de partículas (PSO, *Particle Swarm Optimization*) (véase apartado 5.5.4 para más información) para el diseño de un intercambiador de calor de carcasa y tubos. Por otro lado, se encuentra el estudio de Sanaye et al [16], en el que se realiza un modelo de un intercambiador de calor industrial que es luego optimizado, mediante la minimización del coste total y la maximización de la eficacia a partir de la aplicación de un algoritmo genético. Luego, en 2011, Aza y Amidpour [8] utilizaron otro algoritmo genético para minimizar la suma de los costes de explotación y de capital de un intercambiador de calor.

4.1.3 Objetivos: Carencias en los conocimientos actuales

En conclusión, tras la lectura de la sección 4.1.1, se puede decir que existen muchos estudios que calculan la sostenibilidad integral en el sector energético, generalmente usando métodos que son multicriterio. Sin embargo, son pocos los autores que abordan la optimización de la sostenibilidad en el sector energético. De hecho, los pocos estudios existentes no consideran en detalle los pilares de la sostenibilidad integral.

Por otro lado, tras la lectura de la sección 4.1.2, queda claro que son muchos los autores que llevaron a cabo estudios en los que se aborda la optimización de intercambiadores de calor, bajo diferentes objetivos. Sin embargo, hasta donde se ha podido saber, no existe ningún estudio que se dedique a la optimización de la sostenibilidad de un condensador.

En el sector energético (así como en otros), los tomadores de decisiones suelen basar sus decisiones en la consideración de ciertos indicadores. Generalmente, el criterio que más peso tiene en estas decisiones, llegando incluso a ser el único en ciertos casos, es el económico. Sin embargo, esto no es adecuado, ya que todo sistema energético, al menos de momento, genera un impacto sobre el medioambiente y la sociedad. Por esta razón, a la hora de optimizar un sistema de ingeniería, hay que considerar estos dos aspectos.

Teniendo en cuenta lo mencionado anteriormente, este trabajo supone una serie de contribuciones novedosas. En primer lugar, tiene como objetivo presentar una metodología

integrada que será empleada para optimizar la sostenibilidad en el diseño de un condensador, siendo el IS la función objetivo. Como, el IS, se puede dividir en varias funciones objetivos (índices parciales o subíndices), cada una de las mismas asociadas a una dimensión de la sostenibilidad (medioambiental, social y económica), se abordará el problema anterior desde la óptica de la optimización multi-objetivo. Con todo esto, se pretende mentalizar y sensibilizar a la sociedad sobre los diferentes impactos que puede tener un sistema de ingeniería.

5 METODOLOGÍA

5.1 MIVES

MIVES es el acrónimo de Modelo Integrado de Valor para una Evaluación Sostenible. Es un método multicriterio de toma de decisiones, basado en el uso de árboles de requerimientos, funciones de valor y, opcionalmente, el Proceso Analítico Jerárquico (AHP, Analytic Hierarchy Process). Este fue desarrollado conjuntamente por investigadores de la Universidad de Cataluña, País Vasco y Labein-Tecnalia. MIVES consta de 7 fases [25] [26]:

1. Definir el problema a resolver

En este caso se aborda el diseño de un condensador con arreglo a criterios de sostenibilidad.

2. Elaborar un árbol de requerimientos

En esta etapa se definen de forma organizada las diferentes características del producto o proceso que se quiere evaluar, en forma de árbol de requerimientos. Este árbol suele presentar tres niveles: requerimientos, criterios e indicadores. Es en el último nivel dónde se definen las características concretas que se van a evaluar, es decir, los indicadores. Los otros dos niveles facilitan la comprensión del problema, así como el proceso de cálculo.

3. Establecer las funciones de valor

Una vez definido el árbol de requerimientos se define una función de valor para cada indicador. Las funciones de valor son herramientas matemáticas propias de la teoría de decisión multicriterio (MCDM, Multicriteria Decision-Making Methodology) que, entre otras funciones, sirven para convertir las diferentes magnitudes y unidades de los indicadores en una unidad común, adimensional, que se denomina “valor” o “índice de satisfacción”. Este valor es un número que se encuentra comprendido en el intervalo $[0, 1]$, mínimo y máximo nivel de satisfacción respectivamente. Las funciones de valor son aplicables tanto a variables continuas como a variables discretas. Estas pueden tener diferentes geometrías. La utilización de una u otra forma depende de las características del indicador que se va a evaluar y del objetivo que se pretende conseguir. Entre estas geometrías están:

- **Funciones convexas (Figura 1.a):** este tipo de función, de baja exigencia, se utiliza cuando se quiere incentivar el cumplimiento de unos requisitos mínimos. Los valores de entrada, a medida que se alejan del valor de entrada asociado a la mínima satisfacción, experimentan considerables incrementos en su nivel de satisfacción.
- **Funciones cóncavas (Figura 1.b):** es el caso opuesto a la geometría anterior. Se trata, por tanto, de una función de alta exigencia. Solo aquellas alternativas, cuyos valores de entrada a este tipo de función estén próximos al valor de entrada que devuelve un 1, tendrán niveles de satisfacción próximos al máximo. En otras palabras, a medida que el valor de entrada se aleja del punto de máxima satisfacción, el nivel de satisfacción decrece considerablemente.

- **Función recta (Figura 1.c):** En este caso el incremento (o decremento) del valor es constante a lo largo del intervalo de posibles respuestas. Esta función se usa cuando no hay una razón que justifique el uso de los otros tipos.
- **Función en forma de “S” (Figura 1.d):** En este tipo de geometría el mayor incremento del valor se genera justo en la parte central del rango de respuestas. Este caso se utiliza cuando la mayoría de las alternativas presentan valores de entrada situados en la zona media.

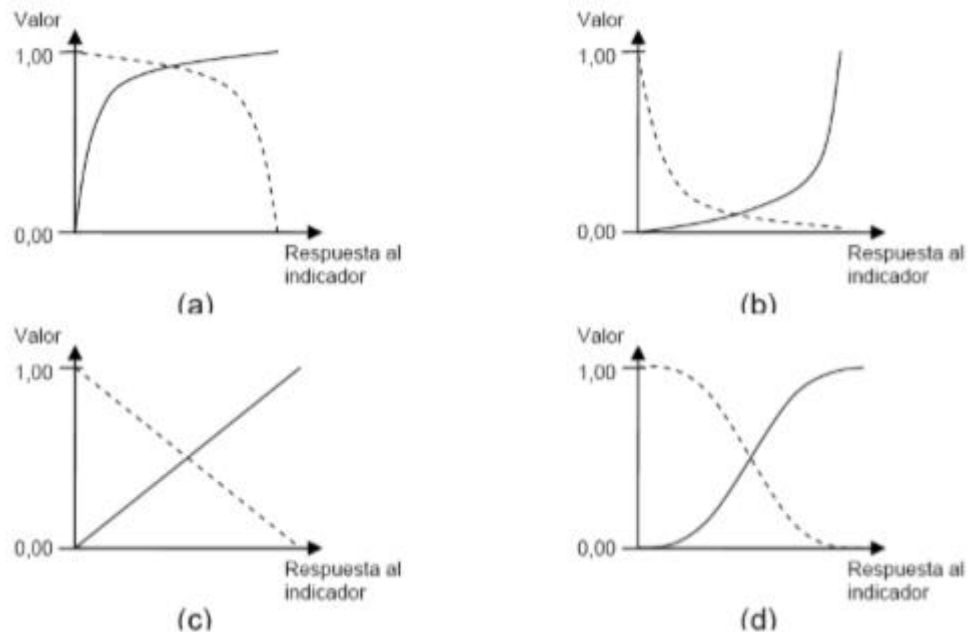


Figura 1 Geometrías de las funciones de valor [25]

4. Definir los pesos del árbol de requerimientos

En esta fase se definen los pesos de cada una de las ramas del árbol. Con hasta cuatro elementos, es posible fijar, de forma directa, valores numéricos en base a la opinión de expertos en la materia. Sin embargo, si el árbol de requerimientos es complejo o si existen discrepancias causadas por potencial subjetividad, el uso del Proceso Analítico Jerárquico [40] es altamente recomendable.

Este proceso está basado en una comparación por pares de la importancia relativa de los elementos pertenecientes a la misma rama del árbol. Muy habitualmente es un grupo de decisores el que determina cuál es la importancia relativa de cada una de las ramas que forman el árbol de requerimientos con respecto al resto de las otras ramas que brotan del mismo punto en el árbol. Se puede utilizar la escala de Saaty [40] para tal fin, si bien no es obligatorio.

Una vez realizada la comparación por pares (equivalente a construir la matriz de decisión), es preciso realizar una serie de cálculos que permiten obtener los pesos de las diferentes ramas.

El proceso consta de 3 pasos:

- **Construcción de la matriz de decisión.**
- **Cálculo del vector de pesos.**
- **Evaluación de la consistencia de la matriz de decisión.**

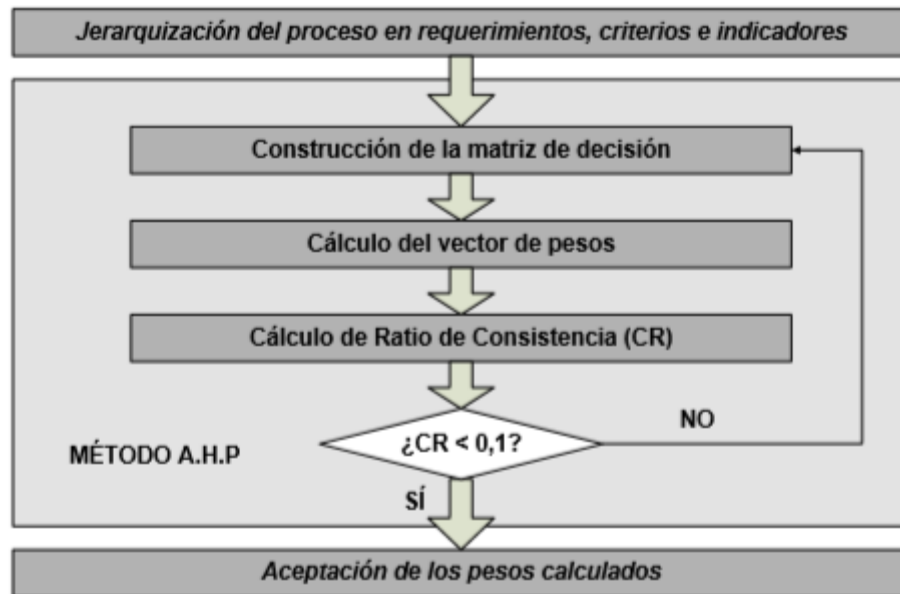


Figura 2 Proceso de asignación de los pesos de los requerimientos, criterios e indicadores [25]

El lector puede encontrar en [25] y en [26] información adicional sobre cada uno de los pasos anteriores.

5. Definir las alternativas de diseño que son posibles soluciones al problema

En esta etapa hay que definir las diferentes alternativas a evaluar. Destacar que las diferentes alternativas deben ser comparables entre sí. Es decir, para que tenga sentido tanto la comparación como la toma de decisiones, cada alternativa debe proporcionar el mismo servicio o función, de tal forma que sea posible poder identificar cual es la mejor de entre todas ellas.

6. Evaluar las alternativas de diseño

En esta fase se calcula el Índice de Sostenibilidad (IS) para cada una de las alternativas definidas en la etapa anterior. El lector puede encontrar más información al respecto en el Apartado 5.6.3 de este documento.

7. Toma de decisiones

En esta fase, una vez evaluadas todas las alternativas, se analizan e interpretan los resultados, para posteriormente tomar las decisiones oportunas. En la mayoría de los casos, esto pasa por seleccionar la alternativa con mayor IS. Sin embargo, en ciertos casos, se podrán seleccionar aquellas alternativas que teniendo un IS

atractivo, hayan obtenido los resultados deseados para ciertos indicadores que, por cualquier razón (económica, social, política, etc.), supongan un mayor desafío o beneficio asociado.

MIVES es un método determinista. Sin embargo, la incertidumbre puede afectar a las variables de cada sistema ingenieril y, por tanto, a los indicadores, siendo necesario combinar MIVES con una técnica capaz de tener en cuenta la incertidumbre (o la subjetividad) como puede ser la simulación tipo Monte Carlo o la lógica difusa.

5.2 Monte Carlo

Aunque las primeras aplicaciones de Monte Carlo están relacionadas con el Proyecto Manhattan para el desarrollo de la primera bomba atómica, hoy en día es una aplicación que resuelve problemas con componentes claramente estocásticos. Esta simulación se basa en definir distribuciones de probabilidad para las variables que tienen un comportamiento estocástico o bien que están afectadas por la incertidumbre. Las aplicaciones de este método son muy amplias: el campo de la física, la economía financiera u otros casos como pueden ser la planificación estratégica corporativa y la dirección de proyectos. En general, este método se utiliza para poder resolver problemas que necesitan de un desarrollo analítico complejo, laborioso o que supone un gran consumo tiempo [26].

Además, Montecarlo es muy útil a la hora de llevar a cabo estudios con experimentos de difícil realización (incluso imposible) o bien cuyo desarrollo es muy lento.

A la hora de abordar cualquier problema de ingeniería, el procedimiento habitual pasa por transformar dicho problema en una serie de ecuaciones, cuya resolución, permita obtener la solución deseada. La simulación estocástica consiste en la repetición de experimentos asociados a un problema con el objetivo de encontrar una solución numérica aproximada a esas ecuaciones. Esto es conocido como el método Monte Carlo (o simulación estocástica) que emplea un conjunto de iteraciones con números aleatorios o pseudo-aleatorios para poder llegar a una solución aproximada.

En Monte Carlo, durante la simulación, se calcula una gran cantidad de valores aleatorios (de entrada al problema, inputs). Estos, sirven para poder estimar todas las salidas que tiene el modelo que se está simulando. Una vez finalizada la simulación, es necesario llevar a cabo un análisis estadístico de los resultados para poder tomar decisiones o resolver un problema en concreto.

Al tratarse de una simulación, un mayor número de iteraciones implica estar más cerca de la posible solución real al problema. Sin embargo, llega un punto en el que realizar más iteraciones no aporta información nueva. Esto se denomina convergencia. Con el fin de evitar un tiempo de cálculo excesivo, resulta de interés estimar el número de iteraciones que permiten asegurar la convergencia con cierto nivel de confianza. Otra opción consiste en realizar un estudio dinámico de la misma. El lector puede encontrar más información al respecto en [26].

Por último, un aspecto muy importante a tener en cuenta en la simulación, es que las funciones de distribución se han ajustado al verdadero comportamiento del modelo. Luego, es de vital importancia que, al menos, las estimaciones de los parámetros clave del modelo sean realistas.

5.3 MIVES: Monte Carlo

El método MIVES-Monte Carlo [26] es una combinación del método MIVES y de la simulación tipo Monte Carlo, que fueron abordados en los dos apartados anteriores. Permite, por tanto, evaluar la sostenibilidad de un proceso o producto, teniendo en cuenta las posibles incertidumbres que lo afectan

Este método se divide en varias fases (Figura 6):

1. **Fase 1: Identificación de los parámetros probabilistas del modelo:**

Esta etapa consiste en definir qué variables van a comportarse como probabilistas. Estas variables pueden ser indicadores (valores de entrada al modelo MIVES), pesos, funciones de valor (geometría), etc. Algunas de estas variables pueden presentar un mayor grado de incertidumbre. También pueden tener mayor influencia sobre los resultados del modelo. Son precisamente las variables afectadas por la incertidumbre y con mayor impacto sobre el modelo las que deben establecerse como probabilísticas. Es importante hacer una buena selección de las variables probabilísticas para poder simplificar el modelo y así ajustar el tiempo de cálculo.

Para identificar los parámetros críticos del modelo, es posible llevar a cabo un análisis de sensibilidad. Se trata de un concepto importante, ya que ~~te~~ permite identificar cómo afecta la variación de cada una de las variables sobre los resultados del modelo, es decir, en el índice global de sostenibilidad.

Por otro lado, también es necesario estimar el potencial grado de incertidumbre en las variables que son claves en el modelo. Esto se puede conseguir a través de la opinión de expertos o consultando bases de datos. Sin embargo, una técnica adecuada para poder llevar a cabo este propósito es la técnica Delphi [26].

2. **Fase 2 y 3: Estimación de los parámetros del modelo:**

El siguiente paso consiste en estimar los valores de las variables probabilísticas y deterministas del modelo. La primera opción para hacer esta estimación implica la consulta de bases de datos formada por los históricos de cada una de las variables. Cuando esto no es posible, es decir, cuando no hay bases de datos al respecto, una alternativa válida es la de basarse en la opinión de expertos en la materia.

Como este último caso es muy común, es importante antes de avanzar en esta etapa, identificar los riesgos y oportunidades de los peores y mejores valores de las variables que proponen los expertos. Una vez hecho esto, se puede configurar una lista con los diferentes riesgos y oportunidades que afectan a un indicador en concreto, lo que resulta útil para estimar el valor mínimo y máximo de la distribución correspondiente a ese indicador.

Hoy en día no existen bases de datos con históricos para los parámetros del modelo que se aborda en este trabajo, que nos sirvan (ayuden) a definir una distribución de probabilidad fiel a la realidad. Por tanto, hay que recurrir a otras distribuciones de probabilidad. En estos casos, en los que es posible estimar un mínimo, un máximo y una moda, es recomendable emplear distribuciones de probabilidad triangulares [26].

Por otro lado, para las variables continuas con probabilidad similar para todos sus valores potenciales, la distribución uniforme es la mejor opción. Sin embargo, en el caso de variables discretas hay que optar por la distribución de Bernoulli o bien por las funciones discretas generales. Sin embargo, además de las distribuciones explicadas hasta el momento (Figura 3), existen muchas más opciones que, sin embargo, no van a ser de aplicación en este estudio.

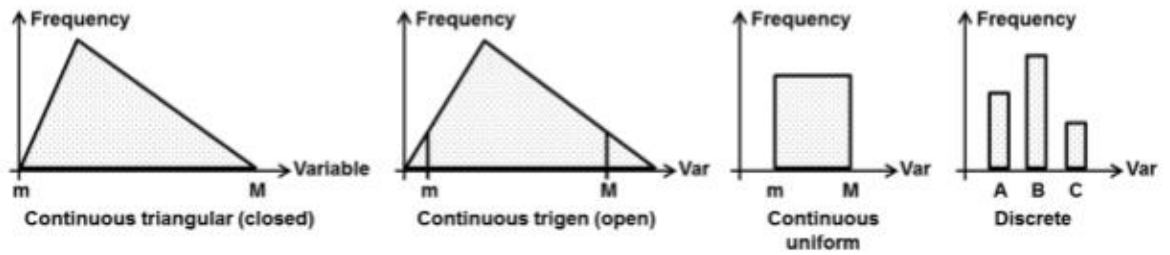


Figura 3 Ejemplos de funciones de distribución [26]

3. Fase 4 a 6: Simulación:

Esta etapa, la simulación, que comienza una vez estimados los valores de las variables del modelo, está compuesta por tres fases. En la primera Fase, la 4, se utiliza un generador de números pseudoaleatorios (Pseudo-Random Number Generator, PRNG) para generar valores pseudo-aleatorios para todas las variables probabilistas. Cada valor generador será acorde a la función de distribución previamente definida.

Luego, en la fase 5, se aplica el método MIVES para evaluar la sostenibilidad del modelo. Cabe destacar, que en esta fase se obtiene un posible valor inicial del índice de sostenibilidad final (IS).

La última fase de esta etapa (Fase 6) consiste en realizar iteraciones, repitiendo las Fases 4 y 5 hasta alcanzar convergencia (Figura 4), momento en el que se tendrá un conjunto suficientemente representativo de posibles IISS.

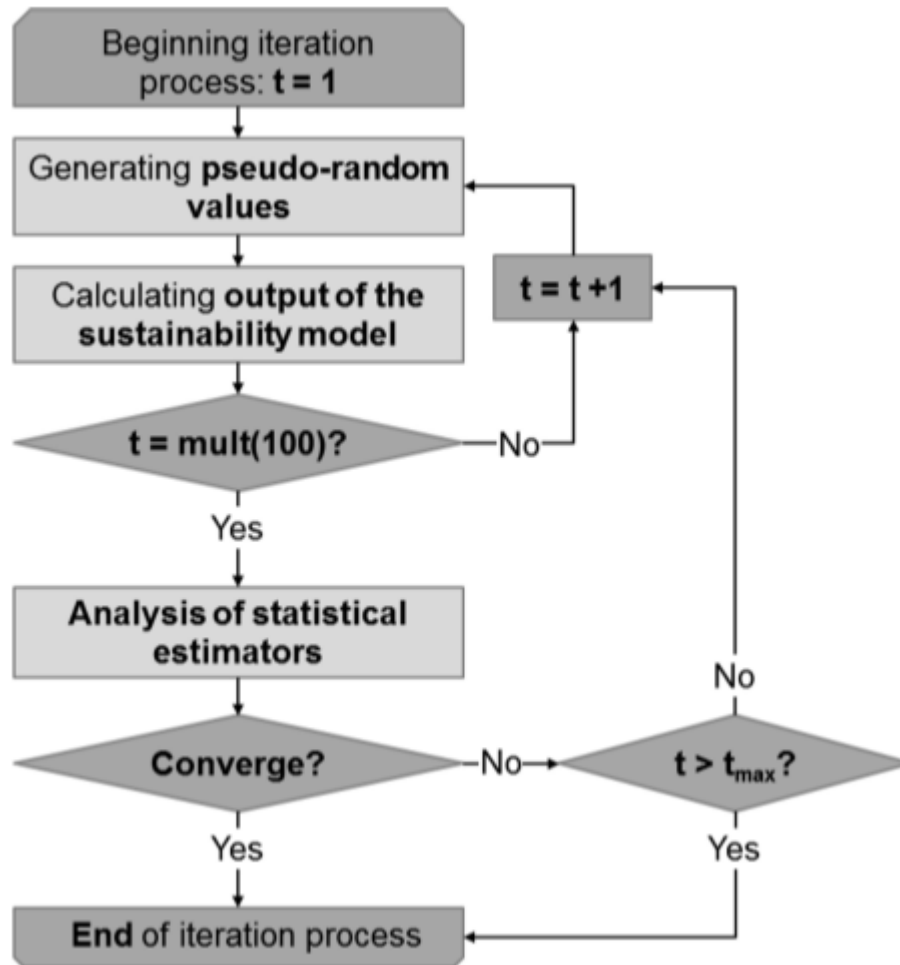


Figura 4 Flujograma del proceso de análisis de la convergencia [26]

4. Fase 7: Análisis estadístico de los resultados:

Una vez terminada la simulación, se habrá obtenido un número N de posibles resultados (índices de sostenibilidad). En esta fase se lleva a cabo el análisis estadístico del conjunto de resultados. Es decir, habrá que calcular parámetros estadísticos como: la media, mínimo, máximo, percentiles, desviación típica, etc. A la vez que una histograma de frecuencias (Figura 5), y, lo que es más importante, la curva de la probabilidad acumulada para la función de distribución resultante (Figura 5).

En el caso de querer hacer un análisis más detallado se pueden estudiar por separado cada uno de los sub-índices (económico, social y medioambiental) que forman el índice global.

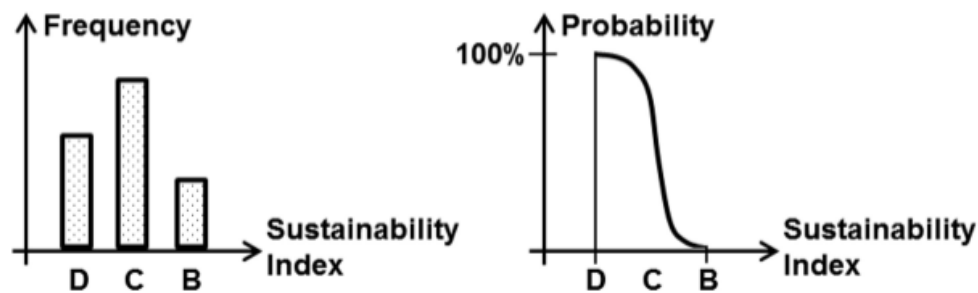


Figura 5 Resultados de la simulación: Histograma de frecuencias y la curva de probabilidades acumuladas para el índice de sostenibilidad [26]

5. Fase 8: Interpretación de los resultados y toma de decisiones:

Este paso consiste en interpretar todo el análisis estadístico que se ha llevado a cabo previamente, y además tomar las decisiones oportunas sobre el diseño del sistema en cuestión. Esto es necesario para poder asegurarse de que se obtendrá un buen resultado, o por lo menos con un grado de confianza alto.

6. Fase 9: Recolección de datos para usar en futuros proyectos:

Esta etapa final resulta de vital importancia para futuros proyectos, debida a que con los resultados obtenidos en el modelo se puede generar una base de datos que facilite la estimación de las variables de próximos modelos.

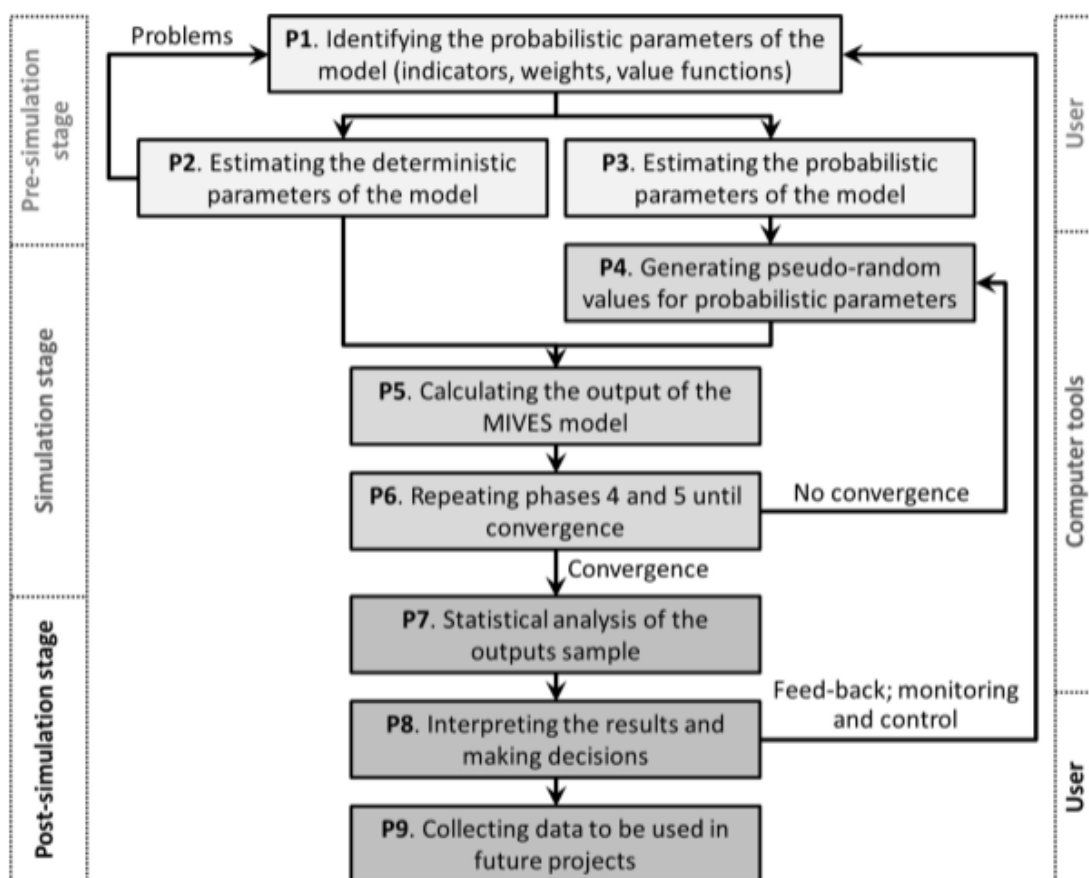


Figura 6 Flujograma del método MIVES-Monte Carlo [26]

5.4 Método Integrado para la optimización de la sostenibilidad de sistemas energéticos

Tal y como se comentó en el Estado del Arte (Sección 4), resulta necesario ir más allá de la mera evaluación de la sostenibilidad de sistemas energéticos, siendo necesario buscar la optimización, en el sentido de maximizar la contribución al desarrollo sostenible del sistema energético que se proyecta. Con tal objetivo fue desarrollado el método integrado para la optimización de la sostenibilidad de sistemas energéticos [24] que va a ser aplicado en el presente trabajo. Esta metodología está parcialmente basada en MIVES y comprende la creación de dos modelos:

- i) Modelo de diseño o modelo matemático.
- ii) Modelo MIVES

A la hora de diseñar cualquier sistema energético, este, tiene que cumplir una serie de restricciones. Dependiendo de cada aplicación particular, la persona encargada del diseño tendrá un menor o mayor grado de libertad en el desarrollo de su trabajo. Ahora bien, en la práctica totalidad de los casos reales, suele haber varias alternativas de diseño válidas para una aplicación determinada.

Luego, el modelo de diseño está formado por todas las variables, ecuaciones y restricciones que aseguran un diseño adecuado del sistema energético que se proyecta. Una vez creado el modelo matemático, es preciso definir un modelo MIVES para evaluar la sostenibilidad de cada diseño válido. Este modelo estará formado por un conjunto de indicadores ambientales, sociales y económicos. Una vez que ambos modelos han sido definidos, es posible conectarlos, configurando el modelo completo que será optimizado (Figura 7).

Cada una de las variables de diseño del modelo matemático adoptarán un valor aceptable. Como resultado se obtendrá un posible diseño válido, caracterizado a través de ciertas salidas. Las salidas o resultados del modelo de diseño se emplearán para calcular las entradas (valores para los indicadores) del modelo MIVES. En otras palabras, cada diseño válido tendrá su propio consumo de recursos, sus emisiones, etc., y por tanto, su correspondiente IS.

Después, sólo queda llevar a cabo un proceso de simulación, convencional o metaheurístico, con el objetivo de encontrar la combinación de los parámetros de diseño del sistema energético que proporcionan el índice de sostenibilidad más alto.

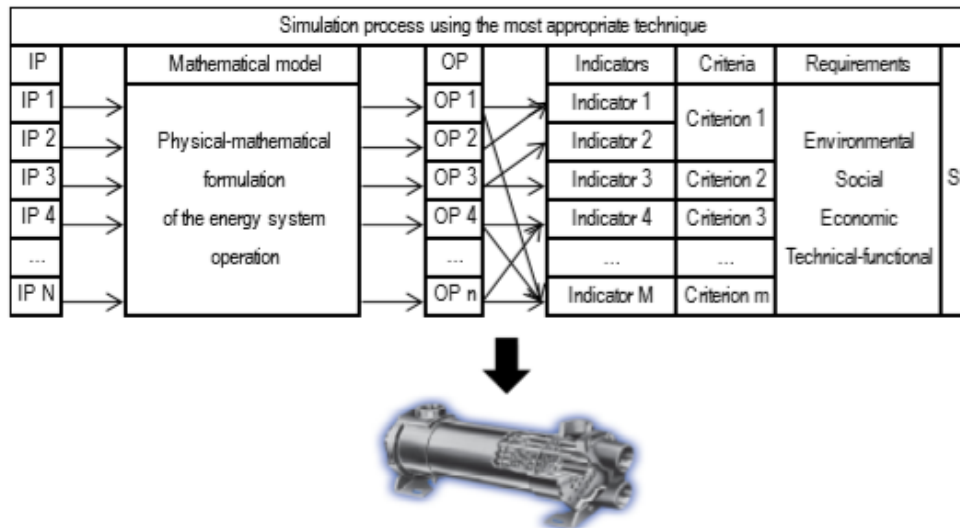


Figura 7 Diagrama conceptual de un modelo que ha sido optimizado [24]

5.5 Técnicas de optimización

5.5.1 Búsqueda exhaustiva (*Fuerza bruta*)

Una de las primeras técnicas de optimización utilizadas es la llamada búsqueda exhaustiva. Esta técnica consiste en evaluar cada una de las soluciones del espacio de soluciones hasta encontrar la mejor global [28]. Este método presenta ciertas desventajas. La más obvia es que resulta necesario examinar todas las posibles soluciones, a no ser que se conozca de antemano el valor de la mejor solución global (sin conocerse el valor de los parámetros que la producen). Ahora bien, aún bajo este último supuesto, es necesario llevar a cabo un proceso de sucesivas evaluaciones que puede ser muy largo y laborioso.

Normalmente el espacio de posibles soluciones para problemas reales suele ser grande, es por ello, que se requiere mucho tiempo computacional para probar cada una de las soluciones (puede incluso que el espacio de posibles soluciones sea infinito, siendo imposible evaluarlas todas). Los algoritmos exhaustivos (o enumerativos) son interesantes en algunos casos por su simplicidad; el único requisito es generar sistemáticamente cada posible solución al problema. Además, hoy en día existen métodos para reducir esta cantidad de operaciones.

Algunos algoritmos clásicos de optimización que construyen la solución completa de soluciones parciales están basados en búsqueda exhaustiva.

Las principales características de esta técnica son las siguientes:

1. Es el algoritmo más simple posible.
2. Consiste en probar todas las posibilidades que hay en el espacio, a no ser que haya un conjunto infinito de posibles soluciones, en cuyo caso, es necesario realizar saltos de un paso predeterminado.
3. Requiere de un espacio constante, es decir, un espacio que no cambie a lo largo del tiempo.

Este algoritmo se suele emplear en problemas donde lo que se busca es un elemento con una propiedad especial, normalmente entre objetos combinatorios como permutaciones, combinaciones o subconjuntos.

El método general de esta técnica consiste en:

1. Generar una lista de todas las soluciones potenciales (o una cantidad grande, lo suficientemente representativa) del problema de una forma sistemática.
2. Evaluar las soluciones potenciales una a una, descalificando las no factibles y manteniendo un registro de la mejor encontrada hasta el momento (en problemas de optimización).
3. Cuando la búsqueda finalice, regresar a la mejor solución encontrada.

5.5.2 Monte Carlo

Monte Carlo, explicada en la sección 5.2, es una técnica que también se puede emplear como si fuese un algoritmo de optimización sencillo. En otras palabras, se definen distribuciones de probabilidad para las diferentes variables del problema que se quieren optimizar utilizando de forma iterativa muestreos de número aleatorios y pseudo-aleatorios [37]. Posteriormente, se lleva a cabo la simulación. Una vez terminada esta, es posible identificar la mejor solución obtenida que, si se ha alcanzado la convergencia, no debería alejarse mucho de la solución óptima real del problema. Ahora bien, en problemas complejos, la simulación del tipo Monte Carlo dejar de ser una alternativa factible, debido a que supone un tiempo de cálculo muy grande en comparación con otros algoritmos de búsqueda más inteligentes, como los que se van a describir en los apartados siguientes.

En primer lugar, mencionar que Monte Carlo obtiene estas secuencias de números pseudo-aleatorios a través de algoritmos informáticos. (Generador Pseudo-Aleatorio de Números; PRNGs).

Para entender un poco mejor esta técnica, comentar que un número pseudoaleatorio es aquel que sigue un cierto patrón pero que se puede clasificar como aleatorio. Un generador de números pseudoaleatorios es un algoritmo que genera números “al azar”. Sin embargo, PRNG es un algoritmo capaz de producir una secuencia de números que, sin ser del todo aleatorios, se aproximan a un conjunto aleatorio.

Hoy en día los problemas se resuelven convencionalmente transformándolos en una serie de ecuaciones que a través de los métodos clásicos se resuelven para obtener una solución. Sin embargo, hay problemas en los que la resolución de estas ecuaciones, o incluso solo llegar a plantearlas, es muy complejo, costoso o imposible. Es por ello, que como dije anteriormente, Monte Carlo es útil para buscar soluciones aproximadas en dichas situaciones.

Un aspecto muy importante en Monte Carlo es elegir de forma adecuada la distribución de probabilidad que se va a utilizar para simular las variables del problema que se quiere resolver. Tiene relevancia este punto debido a que si dichas variables no siguen una distribución que sea parecida al comportamiento real, entonces los escenarios que se están evaluando no van a ser lo suficientemente representativos de la realidad, por lo que se obtendrán unos resultados sesgados (no fiables). En general, hay que asegurarse de que, como mínimo, los parámetros clave de la distribución de probabilidad (diferentes en cada caso) de las estimaciones realizadas sean realistas.

Cuando no se cuenta con una experiencia real en la que basar la geometría de la función de distribución, lo más recomendable es utilizar funciones simples, como las de tipo triángulo. Las geometrías más complejas se pueden utilizar cuando se tiene información suficiente que avale su uso para el caso particular que se está tratando.

Una vez que ya están definidas las distribuciones de probabilidad para cada variable del problema, se lleva a cabo una búsqueda pseudo-aleatoria hasta que se

identifica la mejor solución al problema a tratar de todas las posibles. Es decir, se dice que se alcanza la convergencia.

El número de iteraciones a realizar es un aspecto importante para asegurar la eficacia del método Monte Carlo. Parece lógico pensar que cuantas más iteraciones se hagan mejores serán los resultados que se obtienen, sin embargo, llegará un número determinados de iteraciones en el que la solución obtenida es lo suficientemente buena, es decir, que el resultado alcanzado se aproxima lo suficiente a la mejor solución real. En este momento se produce la convergencia de la simulación.

Por último destacar que en Monte Carlo la convergencia no se ve afectada por el número de variables del problema, esto supone una ventaja respecto a otras técnicas y permite su uso en problemas en los que intervienen muchas variables.

En resumen, Monte Carlo es una técnica de optimización que consiste en asignar una distribución de probabilidad a las variables del problema que se quiere resolver, para después llevar a cabo una búsqueda pseudoaleatoria hasta alcanzar la convergencia.

5.5.3 Crow Search Algorithm

CSA es el acrónimo de Crow Search Algorithm. Se trata de una técnica meta heurística para la resolución de problemas de optimización que se basa en el comportamiento de los cuervos [18], Figura 10. Estos son considerados los pájaros más inteligentes debido a que han demostrado tener autoconciencia, es decir, conocen sus circunstancias internas y externas en un determinado momento (forma de pensar, sentir, comportarse y relacionarse). Además pueden recordar caras, advertir a otros cuervos cuando un enemigo se aproxima, comunicarse de maneras sofisticadas y recordar durante varios meses el sitio donde han escondido sus alimentos.

Otro aspecto importante de estas aves es que observan el sitio donde otros pájaros guardan su comida para después, cuando los dueños no están, robarla. Por el contrario, el cuervo, para evitar que le roben, toma bastantes precauciones, como por ejemplo, ir cambiando el sitio dónde esconde la comida. De hecho, utilizan la experiencia que tienen como ladrones para pronosticar el comportamiento que tendrán los posibles saqueadores, y pueden determinar el curso más seguro para proteger sus alimentos.

El CSA se basa en el comportamiento inteligente de este tipo de pájaros. Los principios de este método son los siguientes:

1. Los cuervos viven en forma de bandadas.
2. Los cuervos memorizan la posición de los escondites.
3. Los cuervos siguen a otros para robarles los alimentos.
4. Los cuervos protegen sus alimentos de ser robados a partir de probabilidades.

Se asume que el espacio tiene “d” dimensiones incluyendo un número de cuervos. El número de cuervos es “N” y la posición de los cuervos es “i”. Cada cuervo memoriza la posición donde está el escondite.

Cada uno de los cuervos es una posible solución al problema y por tanto se mueven por todo el espacio de las soluciones de una forma que presenta cierta aleatoriedad. Pasadas una serie de iteraciones, el cuervo memoriza la mejor posición que ha obtenido en el espacio. Una vez memorizada, el cuervo seguirá moviéndose

en el espacio en busca de una fuente de alimentación mejor (escondite de comida nuevo, es decir, una mejor solución al problema de optimización).

Cuando el cuervo j visita el escondite donde tiene su comida, pueden suceder dos casos:

1. El cuervo j no sabe que el cuervo i le está siguiendo, lo que provoca que este último aproveche el escondite del cuervo j (Figura 8).

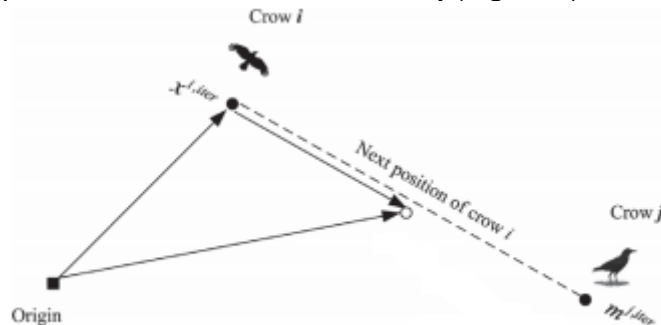


Figura 8 Esquema del movimiento del cuervo en el primer caso [18]

2. El cuervo j sabe que lo están siguiendo, entonces para proteger sus reservas del cuervo i , el cuervo j va hacia otra zona del espacio donde no tiene nada (Figura 9).

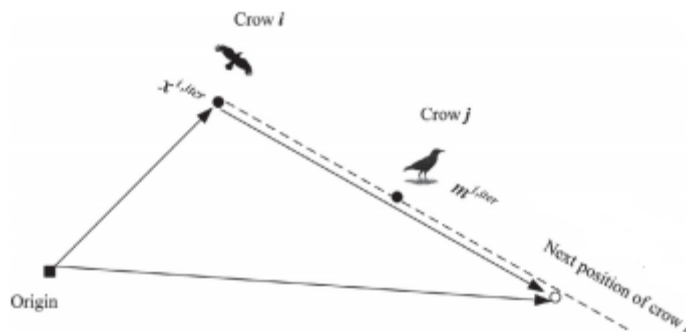


Figura 9 Esquema del movimiento del cuervo en el segundo caso [18]

Dentro de CSA, hay un concepto de alta importancia, la probabilidad de la conciencia (AP, *Awareness Probability*). Su relevancia se debe a que controla principalmente dos parámetros, la diversificación y la intensificación. Diversificar consiste en explorar nuevas zonas del espacio de soluciones aunque eso implique pasar por posiciones intermedias peores a la conseguida hasta ese momento.

Por otro lado, intensificar trata de, una vez alcanzada una solución buena, investigar a fondo la zona del espacio de soluciones en la que se encuentra para poder llegar a una mejor solución. Es importante que haya un equilibrio entre ellas, debido a que diversificar demasiado provocaría ir dando palos de ciego por el espacio de soluciones. Por el contrario, intensificar mucho podría llevar a quedar atrapado en un óptimo local. Según el valor de AP decrece, CSA tiende a dirigir la búsqueda a una región local donde se ha encontrado una buena solución. Al usar pequeños valores de AP, aumentamos la intensificación. Por otro lado, si incrementamos el valor de AP, la probabilidad de vaticinar la búsqueda de buenos

resultados decrece, lo que hace que CSA tienda a explorar el espacio en una escala más global. Al usar valores grandes de AP, incrementamos la diversificación.

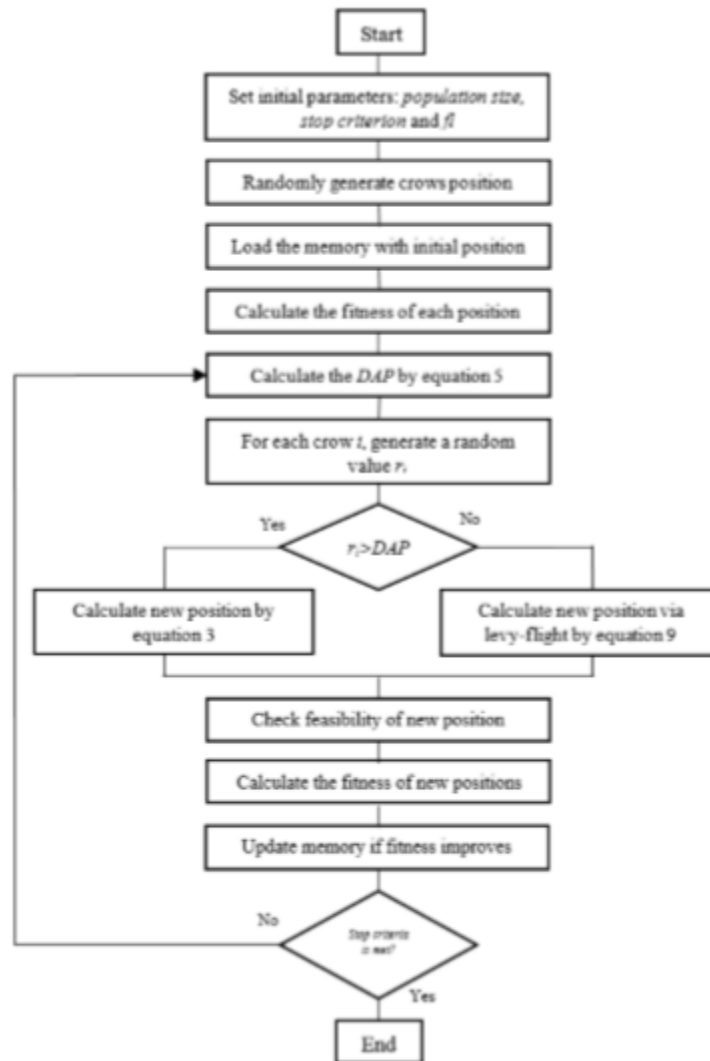


Figura 10 Flujograma del algoritmo CSA [38]

A la hora de implementar esta técnica, hay que llevar a cabo una serie de pasos [18]:

1. Se define el problema a tratar y se inicializan las variables de decisión, en este caso son D_s y d_0 (puede verse el significado de estas variables en el apartado 3 de este trabajo: Nomenclatura), y las restricciones. Estas variables toman un valor inicial aleatorio entre 3,5 y 6,5 y entre 0,01 y 0,1 respectivamente. Por último, se ajustan los diferentes parámetros de CSA: número de iteraciones (N), longitud de vuelo (fl : flight length) y probabilidad de conciencia (AP).
2. Se inicializa la posición. Es decir, hay una serie de cuervos, que pertenecen a la bandada, que se colocarán en el espacio de búsqueda de d dimensiones. Cada cuervo representa una solución factible al problema y d es el número de variables de decisión. En este caso, el número de variables de decisión son 2 (D_s y d_0), por lo tanto es un espacio bidimensional.
3. Se inicializa la memoria del cuervo. En la iteración inicial, los cuervos no tienen ninguna experiencia, por tanto se guarda la posición inicial, es decir, el valor de D_s y d_0 inicial obtenido en el paso anterior. Después según van pasando las iteraciones, se va formando una matriz con todas las posiciones

obtenidas. En este caso son N=70000 iteraciones con d=2 variables de decisión, por lo que resulta una matriz de 70000x2, Figura 11.

$$\text{Memory} = \begin{bmatrix} m_1^1 & m_2^1 & \dots & m_d^1 \\ m_1^2 & m_2^2 & \dots & m_d^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ m_1^N & m_2^N & \dots & m_d^N \end{bmatrix}$$

Figura 11 Matriz de la memoria del cuervo [18]

4. Evaluar la función objetivo que calcula, en nuestro caso, el valor de IS como objetivo final. El lector puede encontrar en la sección 5.6.3 información más concreta sobre este parámetro. Para cada uno de los valores de las variables de decisión que se guardan en la matriz de la memoria del cuervo, se analiza la calidad a través de esta función objetivo.
5. Generar la nueva posición. Para ello, el cuervo se va aleatoriamente a una zona del espacio donde hay otras soluciones, y busca allí otra posible solución al problema. Esta nueva posición se obtiene a través de la ecuación de la figura 12. Este proceso se repite para cada uno de los cuervos de la bandada.

$$x^{i,iter+1} = \begin{cases} x^{i,iter} + r_i \times fl^{i,iter} \times (m^{j,iter} - x^{i,iter}) & r_j \geq AP^{j,iter} \\ \text{una posición aleatoria} & \text{en los otros casos} \end{cases}$$

Figura 12 Ecuación para encontrar una nueva posición

Donde x es la posición del cuervo y r_j un número aleatorio con una distribución uniforme entre 0 y 1.

6. Verificar que la nueva posición es factible, es decir, se comprueba su viabilidad. Si esta no cumple las restricciones, no factible, el cuervo permanece en la posición actual y no se mueve a la nueva, en caso contrario, el cuervo actualiza la posición.
7. Evaluar la función objetivo para la nueva posición. Con la función fitness, se calcula el valor de IS para la nueva posición generada.
8. Actualizar la memoria a través de la ecuación de la figura 13.

$$m^{i,iter+1} = \begin{cases} x^{i,iter+1} & f(x^{i,iter+1}) \text{ is better than } f(m^{i,iter}) \\ m^{i,iter} & \text{en los otros casos} \end{cases}$$

Figura 13 Ecuación para actualizar la memoria del cuervo [18]

Donde m es la memoria de la posición del cuervo y f es el valor objetivo de la función, en este caso IS. Si el valor de IS de la nueva posición es mejor que el valor de la posición que estaba memorizada, se actualice la memoria con la nueva, en caso contrario, se queda la que ya estaba antes.

9. Verificar los criterios de finalización. Se repite los pasos del 4 al 7 hasta que el número de iteraciones definido se alcanza. Cuando se ha finalizado la simulación, se exporta la mejor posición respecto al valor de la función objetivo como solución al problema, es decir, se escoge la posición con el mejor valor de IS.

5.5.4 Particle Swarm Optimization

PSO (Particle Swarm Optimización, Optimización por Enjambres de Partículas en su traducción al castellano) es una técnica de optimización / búsqueda [29]. Este método, cuyo flujograma se muestra en la Figura 14, fue descrito por James Kennedy y Russell C. Eberhart, y está basado en el comportamiento de los enjambres de insectos en la naturaleza. En particular, se aproxima mucho al de las abejas, debido a que estas, para buscar polen, exploran la parte del espacio que tiene una mayor densidad de flores, ya que hay más probabilidades de que la cantidad de polen sea mayor. Este concepto es la base del método PSO. El objetivo, por tanto, es que las partículas localicen en un espacio multidimensional las soluciones óptimas [30].

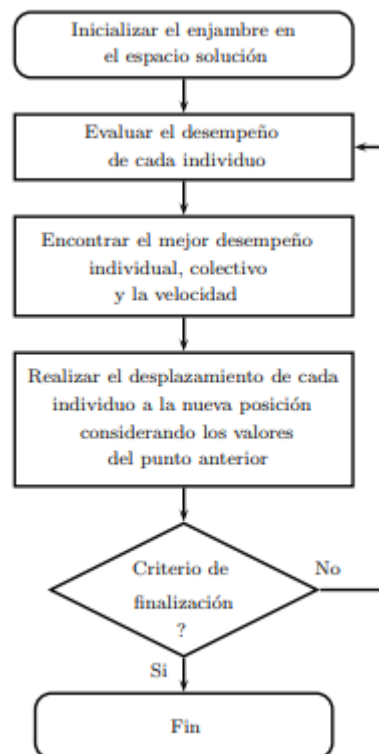


Figura 14 Flujograma de la técnica de optimización PSO [39]

Esta técnica permite optimizar un problema real a partir de una población de soluciones candidatas, denominadas partículas. La idea es situar un conjunto de soluciones al azar en todo el espacio de búsqueda posible. Además, a estas partículas se les da la posibilidad de que se muevan a través del mismo, de acuerdo a unas reglas que tienen en cuenta el conocimiento personal de cada partícula y el conocimiento global del enjambre.

En efecto, si se les proporciona una capacidad simple de movimiento por este espacio y de comunicación entre ellas, pueden llegar a descubrir valores de la solución particularmente altos, en nuestro caso de IS, gastando pocos recursos computacionales (cálculos, memoria y tiempo).

Cada una de estas partículas / individuos, tienen una posición en el espacio de búsqueda y una velocidad con la que se mueven a través del espacio. Estas dos variables se representan a través de una serie de ecuaciones. Considerando el enjambre de partículas de N individuos, para este caso 100, la velocidad de cada uno de ellos viene establecida por la Ecuación (1) [39]:

$$\vec{v}_i[n+1] = \vec{v}_i[n] + \beta_{pi}(\vec{x}_{pi} - \vec{x}_i[n]) + \beta_{gi}(\vec{x}_g - \vec{x}_i[n]) \quad (1)$$

Por otro lado la posición se puede calcular [39]:

$$\vec{x}_i[n+1] = \vec{x}_i[n] + \vec{v}_i[n+1] \quad (2)$$

Donde:

- i: 1,2,3...N es el índice de cada individuo.
- n:1,2,3...T_{máx} es el índice de tiempo discreto
- \vec{v}_i : velocidad del i-ésimo individuo.
- \vec{x}_i : posición del i-ésimo individuo.
- pi: mejor evaluación encontrada por el i-ésimo individuo
- g: mejor evaluación encontrada por el enjambre
- \vec{x}_{pi} : mejor posición encontrada en el i-ésimo individuo (cognitivo)
- \vec{x}_g : mejor posición encontrada por el enjambre (social)
- β_{pi}, β_{gi} : números aleatorios entre 0 y 1 asociado al i-ésimo individuo

En este caso, se aplica un algoritmo de PSO un poco más elaborado debido a que se incorpora un factor de inercia para el cálculo de la velocidad. Este parámetro, en este trabajo, tiene un valor mínimo de 0,4 y máximo de 0,9. Esta inercia se debe a que las partículas en el mundo real físico, presentan una inercia que las mantiene en la misma dirección en la que se movían. Luego, la Ecuación (1) de la velocidad se modifica:

$$\vec{v}_i[n+1] = \omega \cdot \vec{v}_i[n] + \alpha_p[\beta_{pi}(\vec{x}_{pi} - \vec{x}_i[n])] + \alpha_g[\beta_{gi}(\vec{x}_g - \vec{x}_i[n])] \quad (3)$$

Dónde:

- w: es el valor de la inercia
- α_p : la constante de aceleración de la parte social
- α_g : la constante de aceleración de la parte cognitiva

Esta aceleración depende de:

1. La partícula es atraída hacia la mejor localización que ella, personalmente, ha encontrado en su historia (mejor solución particular).
2. La partícula es atraída hacia la mejor localización que ha sido encontrada por el conjunto de partículas en el espacio de búsqueda (mejor solución global).

Cabe destacar, que la fuerza con que las partículas son empujadas en cada una de estas direcciones depende de dos parámetros que pueden ajustarse. Estos son la atracción a la mejor solución particular y la atracción a la mejor solución global. Se configuran de forma que, a medida que las partículas se alejan de estas localizaciones mejores, la fuerza de atracción es mayor. También, se suele implementar un factor aleatorio que influye en cómo las partículas son empujadas hacia estas localizaciones.

En relación con el párrafo anterior, hay que destacar la existencia de Gbest y Lbest. Por un lado, en el primero, se mantiene una única “mejor solución” de todas las partículas del enjambre que se denomina mejor global (Gbest) [39]. La interacción entre las diferentes partículas se puede ver en la figura 15. Como se comentado anteriormente, la mejor solución actúa de factor de atracción para las demás, por lo que todas tienden a reunirse en la posición del Gbest. Sin embargo, hay una desventaja, si no se actualiza con regularidad este punto, se puede llegar a la convergencia de una forma prematura.

Para hallar el \vec{x}_g de la ecuación 1, se aplica la siguiente fórmula:

$$\vec{x}_g \in \{\vec{x}_1, \vec{x}_2, \dots, \vec{x}_N\} \parallel f(\vec{x}_g) = \min\{f(\vec{x}_1), f(\vec{x}_2), \dots, f(\vec{x}_N)\} = \min_{i=1,2,\dots,N} f(\vec{x}_i) \quad (4)$$

\vec{x}_g se llama la “mejor posición global” (Global Best Position). Al enfocarlo de esta forma, se tiene una buena convergencia sacrificando con ello la búsqueda.

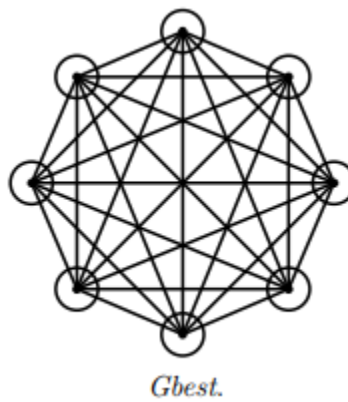


Figura 15 Interacción de una partícula con el resto del enjambre en Gbest [39]

Por otro lado, Lbest busca evitar que la convergencia se alcance de forma prematura, para ello, mantiene múltiples “atractores”. Como se puede apreciar en la Figura 16, se implementa un subconjunto de partículas que están relacionadas con una partícula i de la que se saca la mejor posición global \vec{x}_{gi} .

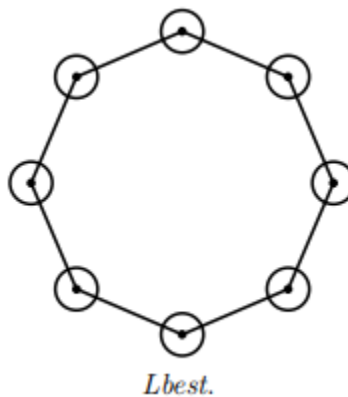


Figura 16 Interacción de una partícula con el resto del enjambre en Lbest [39]

Teniendo un conjunto A_i que está compuesto por M elementos:

$$A_i = \{\vec{x}_i, \vec{x}_{i+1}, \dots, \vec{x}_{i-1+M}, \vec{x}_{i+M}\} \quad (5)$$

Al ser un ciclo, es decir, la partícula $\vec{x}_{i+N} = \vec{x}_i$, el valor del mejor individuo del conjunto A_i se puede calcular:

$$\vec{x}_g \in A_i \parallel f(\vec{x}_{g,i}) = \min\{f(\vec{x}_i), f(\vec{x}_{i+1}), \dots, f(\vec{x}_{i-1+M}), f(\vec{x}_{i+M})\} = \min\{f(\vec{x}_i)\}, \forall \vec{x}_j \in A_i \quad (6)$$

En este último modelo, las partículas que pertenecen al conjunto A_i no tienen ninguna relación entre ellas en el dominio del espacio de búsqueda. La selección se basa solamente en el índice de la partícula [39]. Además, el modelo Gbest es un caso determinado dentro del modelo Lbest con $M=N$. Como se puede observar en la figura 16, en Lbest, la velocidad de una partícula solo se puede ver afectada por un número específico de partículas vecinas, de tal forma que el enjambre converge más lento, sin embargo es más probable que se pueda localizar el óptimo global.

5.5.5 Non-dominated Sorting Genetic Algorithm-II

NSGA-II (Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II, Algoritmo genético de Clasificación no dominado II, en español) es una técnica de optimización multiobjetivo, que trata de encontrar una o más soluciones óptimas a un determinado problema a través de la maximización o minimización de la función objetivo [23]. Como hay más de una solución óptima posible, no se puede resaltar una respecto a las demás, ya que puede estar en conflicto con entre ellas. Es decir, puede que para mejorar una función objetivo tengas que empeorar en una u otras o al revés. Es por ello, que se debe llegar a una solución óptima que tenga un buen compromiso con todas las funciones objetivo.

Hoy en día, las técnicas multiobjetivo se encuentran en muchas disciplinas y su solución representa un gran reto para los investigadores.

Para poder entender bien el procedimiento de la técnica NSGA-II es necesario conocer una serie de conceptos. El primero de todo es el de dominancia. Este tiene un papel importante a la hora de llevar a cabo el proceso de clasificar las diferentes soluciones y encontrar buenas alternativas teniendo en cuenta los objetivos que se tienen.

Por lo tanto, en caso de una minimización la solución 1 dominará a la solución 2 cuando:

- La solución 1 tiene un valor igual o menor que la solución 2 en los diferentes objetivos que hay.
- La solución 1 es estrictamente menor que la solución 2 en al menos uno de los objetivos.

En caso de maximización, sería justo al contrario.

Si no se cumpliera alguna de estas dos condiciones, la solución 1 no dominaría a la solución 2. Este concepto de dominancia permite encontrar un conjunto de soluciones no dominadas dentro de una población.

Es decir, si se tienen dos soluciones, y se procede a realizar el análisis de dominancia entre ellas, si la primera de las condiciones de dominancia no se cumple para ninguna de las dos soluciones, no se pueden sacar conclusiones sobre la dominancia de una frente a la otra. Cuando sucede esto, se dice que estas dos soluciones son no dominadas. De la misma forma, si se tiene un conjunto formado por un número finito de soluciones y se realiza la misma comparación para los diferentes pares, resulta, que se va a tener un conjunto de soluciones que serán no dominadas y otros que lo son. Aunque hay varios niveles de dominancia, el conjunto de soluciones no dominadas dominan al resto de soluciones que no pertenecen a

este tipo, es decir, el conjunto de soluciones no dominadas lo forman aquellas que no son dominadas por ninguna solución. Este conjunto no dominado se le llama frente de Pareto.

Una misma población se puede clasificar en diferentes niveles en función de su no dominancia. Primero se aplica el procedimiento para encontrar el conjunto de soluciones no dominado, lo que resulta, es el conjunto no dominado de mejor nivel (primer frente de Pareto). Se puede seguir con la clasificación, omitiendo temporalmente el conjunto de soluciones del primer nivel y volviendo a aplicar el procedimiento. El conjunto resultante es el no dominado de segundo nivel (siguiente mejor nivel). Este proceso se puede extender hasta que todos los miembros que forman la población hayan sido clasificados dentro de un nivel o frente de Pareto.

Algunas técnicas multiobjetivo, NSGA-II entre ellas, tienen el objetivo de encontrar tantas soluciones Pareto-óptimas como sea posible. Ahora bien, no todos se pueden considerar algoritmos “elitistas”. Una técnica elitista es aquella que puede discriminar un grupo pequeño de soluciones (individuos) que, por algún motivo, característica, facultad o privilegio es superior o mejor en comparación dentro de una determinada población. Dentro de las técnicas multiobjetivo, el algoritmo NSGA-II destaca por su elitismo. Además, comparado con NSGA, es más eficiente computacionalmente y también conserva la diversidad sin necesidad de que se especifique ningún parámetro adicional.

El algoritmo NSGA-II fue desarrollado por Deb y sus estudiantes [23]. Al principio (Figura 19), en este algoritmo, se crea una población (conjunto de individuos que son posibles soluciones al problema), de forma más o menos aleatoria con un tamaño N . Estos individuos iniciales son evaluados a través de las diferentes funciones objetivo. Tras esto, se clasifican de acuerdo al concepto de dominancia ya descrito. Luego, se lleva a cabo un proceso de selección, que se explicará posteriormente, en el que los mejores individuos se seleccionan como padres (P). Estos padres, se usan para crear a los descendientes (Q) a partir de los procesos de mutación y cruce (posteriormente explicados). Después, cada uno de los nuevos individuos es evaluado en las diferentes funciones objetivos. Ahora se tiene una combinación de estas dos poblaciones (P y Q), formando otra (V) de un tamaño $2N$. Luego, la población V se clasifica de acuerdo al concepto de dominancia y se seleccionan las N mejores soluciones. Si llegados a este punto, se ha alcanzado el número máximo de generaciones, el algoritmo termina y devuelve las N mejores soluciones (las del frente de Pareto o soluciones Pareto-Óptimas). En caso contrario, el algoritmo vuelve a comenzar, desde los procesos de cruce y mutación. Los parámetros más importantes empleados en esta técnica son:

- N : tamaño de la población.
- Gen: generaciones máximas
- Pop: poblaciones máximas

Por último, se explicará brevemente los operadores usados en este algoritmo:

- **Selección por torneo para apilamiento:** consiste en un operador que compara dos soluciones y elige el ganador del torneo. Para comparar considera el rango de no dominancia de cada solución y la distancia de apilamiento. Esta distancia es el espacio de búsqueda que hay alrededor que no está ocupado por otras soluciones. Si las dos soluciones están situadas en el mismo frente de Pareto, la ganadora del torneo será la que tenga menos distancia de apilamiento. Por último destacar que existen otros tipos de procesos de selección, pero en este trabajo solo se va a utilizar el aquí mencionado.
- **Cruce:** en este operador se usan los padres que se obtuvieron en la selección. De los dos descendientes que se generan a través del cruce, se

escoge uno. Para elegir uno, primero se introduce temporalmente en la población, después se realiza el ordenamiento no dominado para ver a qué frente pertenecen, y luego se asignan distancias de apilamiento. A partir de los valores que salgan en la función fitness, es decir, en la función objetivo, se elige el mejor hijo (mejor frente o si fuera necesario, menor distancia de apilamiento). Hay diferentes técnicas de cruce. Las básicas son:

- **Cruce básico:** se elige un punto al azar en la cadena de soluciones. La parte anterior al punto se copia en el genoma de uno de los padres y la posterior en el otro padre.

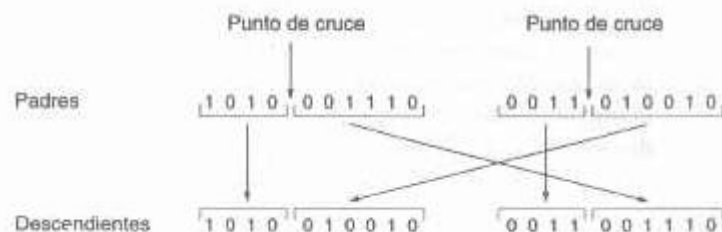


Figura 17 Ejemplo del operador cruce básico [41]

- **Cruce multipunto:** es lo mismo que el básico solo que se selecciona más de un punto de cruce.
- **Cruce Segmentado:** cualquier cromosoma de la cadena tiene una cierta probabilidad de ser un punto de cruce. Por lo que en este caso, para cada gen, según se va formando la nueva cadena del descendiente, se verifica si ahí se producirá un cruce o no.
- **Cruce uniforme:** para cada una de las generaciones de la cadena del descendiente existe una probabilidad de que el gen pertenezca a un padre o al otro.
- **Mutación:** este operador consiste en la variación de las soluciones obtenidas hasta el momento como óptimas, es decir, los padres. La mutación es equivalente a introducir un cambio aleatorio en la solución (normalmente con una probabilidad muy baja) con vistas a que el cambio pueda generar una solución mejor. Estas mutaciones son siempre generativas, se heredan de los padres. En este caso, la configuración que se obtiene después de llevar a cabo la mutación se compara con la original (padres) y se elige uno. Hay una cierta probabilidad de que se produzca una mutación, teniendo en cuenta esto, existen varias técnicas distintas de mutación:
 - **Mutación bit:** el algoritmo toma aleatoriamente un bit y lo invierte.

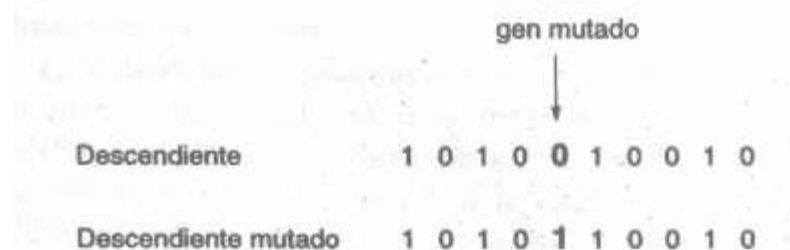


Figura 18 Ejemplo del operador mutación bit [41]

Mutación multibit: en este caso cambia un conjunto de bits.

- **Mutación gen:** cambia un gen completo, pero puede tomar un valor aleatorio, constante o bien introducir un gen nuevo aleatorio.

- **Mutación multigen:** cambia un conjunto de genes. Al igual que un bit puede coger un valor aleatorio, constante o un gen aleatorio nuevo.
- **Mutación de intercambio:** este tipo toma dos bits o genes aleatoriamente y los intercambia.
- **Mutación de barajado:** toma dos bits o dos genes aleatoriamente y baraja de forma aleatorio los bits o genes comprendidos entre los dos elegidos al principio.

En resumen, si una solución se encuentra en el primer frente de Pareto, se acepta dentro de la población. Sin embargo, si la solución está en un frente de Pareto diferente al primero, para que se pueda aceptar, esta tienen que ser diversa respecto a los demás miembros de la población, es decir, tener una menor distancia de apilamiento.

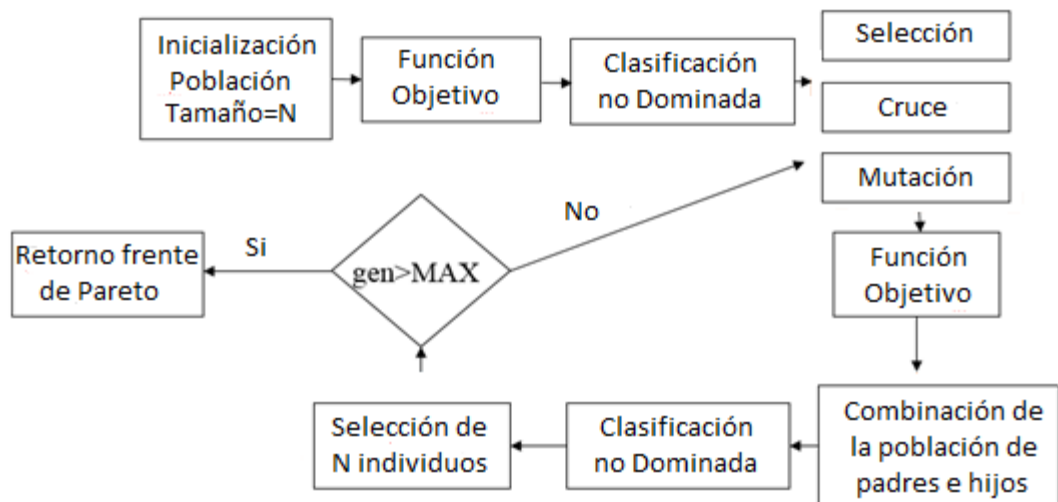


Figura 19 Flujograma de la técnica de optimización multiobjetivo NSGA- II

5.6 Modelo

5.6.1 Caso de estudio

El caso de estudio a tratar es el diseño de un condensador para una central de producción de energía eléctrica. Este intercambiador de calor tiene una capacidad de condensación de setenta y nueve con cincuenta y tres kilogramos por segundo de vapor de agua. El vapor pasa por una carcasa a 41°C mientras que es enfriado por agua líquida pasando por unos tubos a una temperatura de 21°C y saliendo a 29°C (figura 20 b)). Para ello, se adopta una solución de un condensador de carcasa y tubos horizontal de un solo paso por tubo y uno por carcasa soportado por dos ménsulas, cada una de ellas soldadas a una placa base, que a su vez, están atornilladas cada una a una zapata aislada de hormigón. Debido a que no hay bajas temperaturas, todos los componentes se diseñaron en acero inoxidable, salvo las ménsulas, la placa base y las armaduras de las zapatas que se han hecho en acero S275 y las armaduras con HB-500. El tipo de condensador elegido ha sido de cubiertas elipsoidales integradas de espejo fijo ya que no va a haber importantes dilataciones térmicas ni presiones altas. También se dispone de una coraza plana de un solo paso que en la parte inferior tiene una leve inclinación de 1% para facilitar la salida del líquido producido por la condensación del vapor de agua. Siguiendo la nomenclatura de las normas TEMA el condensador diseñado es un intercambiador de calor de tipo BEM.

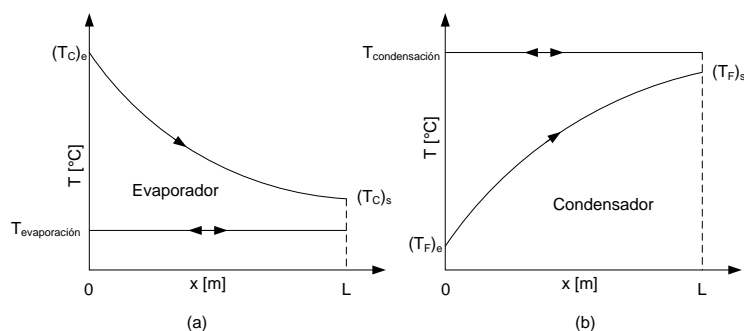


Figura 20 Variación de la temperatura de los fluidos: a) evaporador b) condensador [32]

Para llevar a cabo este caso de estudio se parte de una serie de datos (Tabla 1):

Temperatura de entrada del vapor de agua (°C)	46
Temperatura de salida del vapor de agua (°C)	36
Temperatura de entrada del agua de enfriamiento (°C)	22
Temperatura de salida del agua de enfriamiento (°C)	29
Temperatura de la pared de los tubos (°C)	20,5
Caudal de vapor de agua (kg/s)	79,53
Entalpía del vapor de agua (kJ/kg)	2215
Conductividad térmica del acero inoxidable AISI S31600 ($W/m^2 \cdot K$)	16,3
Diámetro externo de los tubos (mm)	25
Diámetro interno de los tubos (mm)	22,5
Presión operación del agua de enfriamiento(bar)	2,5
Presión de entrada del vapor de agua (bar)	0,1
Presión de salida del vapor de agua (bar)	0,08
Velocidad de agua fría por los tubos (m/s)	2
Velocidad de entrada del vapor de agua (m/s)	220
Velocidad de salida del agua resultante de la condensación (m/s)	1,5
Densidad del vapor de agua (kg/m^3)	0,062
Densidad del agua (kg/m^3)	1000
Calor específico del vapor de agua (kJ/kg·K)	4100
Calor específico del agua (kJ/kg·K)	4179
Gravedad ($kg/m \cdot s^2$)	9,81

Tabla 1 Tabla con los datos de partidos del caso de estudio

Las variables de optimización en este condensador serán el diámetro interno de la carcasa (D_s) y el diámetro externo de los tubos (d_0).

5.6.2 Modelo matemático

Para la realización del diseño térmico del condensador se ha llevado a cabo un modelo matemático basado en el método de la diferencia media de temperatura logarítmica (LMTD). Las fórmulas utilizadas para calcular cada una de las variables necesarias son ampliamente conocidas y están bien referenciadas en la bibliografía especializada [32]:

$$\dot{Q} = U_0 \cdot A_0 \cdot LMTD \quad (7)$$

$$LMTD = \frac{[(Thi - Tco) - (Tho - Tci)]}{\ln \frac{(Thi - Tco)}{(Tho - Tci)}} \quad (8)$$

En el condensador entran dos corrientes, por los tubos agua líquida (la corriente fría) y por la carcasa, vapor de agua (la corriente caliente). El caudal de esta última es conocido ya que es un punto de partida, en cambio, el otro hay que calcularlo. La forma de hacerlo es la siguiente:

A partir del caudal de agua caliente y la entalpía de vaporización se puede hallar la potencia del condensador:

$$\dot{Q} = \dot{m}_s \cdot h_{fg} \quad (9)$$

Esta potencia va a ser la misma para ambos caudales, entonces:

$$\dot{Q} = \dot{m}_f \cdot C_{pt} \cdot (Tco - Tci) \quad (10)$$

Igualando las ecuaciones (9) y (10) y despejando, se obtiene una expresión para el cálculo del caudal de agua fría necesario.

$$\dot{m}_f = \frac{C_{pt} \cdot (Tco - Tci)}{Q} \quad (11)$$

Después, a partir de una fórmula sacada de la gráfica 12.10 del Sinnott [34] se calcula el diámetro del haz de tubos:

$$Ds = Db + bd$$

$$bd = 0.01 \cdot Db + 0.008$$

$$Ds = Db + 0.01 \cdot Db + 0.008$$

$$Db = \frac{Ds - 0.008}{1.01} \quad (12)$$

Con todo esto, y con la fórmula simplificada de N_t para cabezal fijo [36]:

$$N_t = 0.319 \cdot \left(\frac{Db}{d^{0.2,142}} \right) \quad (13)$$

Por otro lado, a partir de las variables ya calculadas se hallan el resto de variables del agua líquida, necesarias para el diseño térmico:

$$v_t = \frac{mf}{\left(\frac{\pi}{4}\right) \cdot di^2 \cdot \text{rot}} \cdot \frac{n}{N_t} \quad (14)$$

$$Re_t = \frac{\text{rot} \cdot v_t \cdot di}{V_{ist}} \quad (15)$$

$$Pr_t = \frac{V_{ist} \cdot C_{pt}}{k_t} \quad (16)$$

$$f_t = (1.82 \cdot \log(Re_t) - 1.64)^{-2} \quad (17)$$

Para calcular el coeficiente de convección interno hay que tener en cuenta el valor de Ret. En función de su valor, se aplica una fórmula u otra:

Cuando $Ret < 2300$, se usa la correlación de Stephan y Preuber [32]:

$$ht = \frac{\left(\frac{kt}{di}\right) \cdot (3,657 + 0,0677 \cdot Ret \cdot Prt \cdot \left(\frac{di}{L}\right)^{1,33}}{1 + 0,1 \cdot Prt \cdot Ret \cdot \left(\frac{di}{L}\right)^{0,3}} \quad (18)$$

Cuando $Ret \geq 10000$, se usa la correlación de Sieder Tate [32]:

$$ht = 0,027 \cdot \left(\frac{kt}{di}\right) \cdot Ret^{0,8} \cdot Prt^{1/3} \cdot \frac{Vist^{0,14}}{Vist_w} \quad (19)$$

En los otros casos se utiliza la correlación de Gnielinski [32]:

$$ht = \frac{\left(\frac{kt}{di}\right) \cdot \left(\frac{ft}{8} \cdot Ret - 1000 \cdot Prt\right)}{1 + 12,7 \cdot \left(\frac{ft}{8}\right)^{1/2} \cdot (Prt^{2/3} - 1)} \quad (20)$$

Para la distancia transversal entre los tubos, es decir, distancia que hay entre los centros de dos tubos consecutivos, igual que muchos autores, se supone fija e igual a:

$$St = 1,25 \cdot d0 \quad (21)$$

Con esta variable, se calcula el área frontal entre baffles, pero este condensador no tiene baffles, por lo que la longitud considerada es igual a la del condensador:

$$B = L \quad (22)$$

Así que:

$$As = Ds \cdot B \cdot \frac{St - d0}{St} \quad (23)$$

Por otro lado, se calcula el diámetro equivalente de los tubos y el resto de las variables del vapor de agua necesarias para el diseño, en el caso de arreglos de tubos triangulares:

$$de = 4 \cdot \frac{0,43 \cdot St^2 - 0,5 \cdot \pi \cdot d0^2 / 4}{0,5 \cdot \pi \cdot d0} \quad (24)$$

$$vs = \frac{ms}{ros \cdot As} \quad (25)$$

$$Res = \frac{ms \cdot de}{As \cdot Viss} \quad (26)$$

$$Prs = \frac{Viss \cdot Cps}{ks} \quad (27)$$

Para calcular el coeficiente de convección externo es necesario hallar primero el Naux [42]:

$$Naux = \sqrt{\left(\frac{1,73 \cdot d0 \cdot do \cdot Nt}{3,17 \cdot d0}\right)} \quad (28)$$

A continuación se calcula h_s [33], y con él, el resto de variables para finalizar el diseño térmico del condensador (U_0 , A_0 y L):

$$h_s = 0,728 \cdot \frac{\text{rot} \cdot (\text{rot} - \text{ros}) \cdot g \cdot h_{fg} \cdot k_t^3}{(\text{Vist} \cdot (\text{Tsats} - \text{Tw}) \cdot d_0)^{1/4} \cdot \text{Naux}^{-1/6}} \quad (29)$$

$$U_0 = \frac{1}{\frac{1}{h_s} + \frac{d_0 \cdot \log\left(\frac{d_0}{d_i}\right)}{2 \cdot k_w} + R_{fs} + \frac{d_0}{d_i} \cdot \left(R_{ft} + \frac{1}{h_t}\right)} \quad (30)$$

$$A_0 = \frac{Q}{U_0 \cdot \text{LMTD}} \quad (31)$$

$$L = \frac{A_0}{\pi \cdot d_0 \cdot N_t} \quad (32)$$

Una vez terminado el diseño térmico, se procede a hallar las pérdidas de carga que se producirán en el condensador.

Por un lado, las de los tubos teniendo en cuenta las contracciones y expansiones:

$$\text{APt} = \frac{1}{2} \cdot \text{rot} \cdot v_t^2 \cdot \left(1,5 + \frac{L \cdot f_t}{d_i} \cdot \left(\frac{\text{Vist}}{\text{Vist}_w}\right)^m\right) \cdot n \quad (33)$$

Si $\text{Re}_t < 2300$, $m = -0,25$. Si no $m = -0,14$.

Por otro lado, las que tienen lugar en la carcasa. Para ello, se necesita calcular f_s que va en función del corte del baffle [36], pero como en este caso el condensador no tiene baffles, se puede aproximar j , para un corte del 25% debido a que es el mínimo posible (para Re comprendidos entre 1000 y 1000000):

$$f_s = 0,2033 \cdot \text{Res}^{-0,153} \quad (34)$$

Despreciando el efecto de las viscosidades, asumiendo que hay condensación total (aproximación Coulson [36]):

$$\text{APs} = 0,5 \cdot 8 \cdot f_s \cdot \frac{D_s}{d_e} \cdot \frac{L}{B} \cdot \text{ros} \cdot v_s \cdot \frac{v_s}{2} \quad (35)$$

A continuación, con el diseño térmico finalizado y las pérdidas de carga calculadas, solo quedaría el diseño mecánico para concluir con el modelo matemático:

En este diseño mecánico, se calculan los espesores mínimos necesarios para cada una de las partes del condensador:

1- Carcasa:

$E = 0,7$. Todos los autores suponen una de 0,7.

$S = 138 \cdot 10^6$. Para el acero AISI316 a temperaturas inferiores a 50 °C.

Para la carcasa, hay que tener en cuenta dos esfuerzos:

Espesor según esfuerzo longitudinal:

$$tsl = P \cdot \frac{Ds/2}{2 \cdot S \cdot E + 0,4 \cdot P} \quad (36)$$

Espesor según esfuerzo circunferencial:

$$tsl = P \cdot \frac{Ds/2}{2 \cdot S \cdot E - 0,6 \cdot P} \quad (37)$$

Por tanto, se escoge el mayor espesor de los dos obtenidos (peor caso) y se calcula el volumen de la carcasa:

$$Ds0 = Ds + 2 \cdot ts \quad (38)$$

$$VolCarcasa = \pi \cdot ((Ds0/2)^2 - (Ds/2)^2) \cdot L \quad (39)$$

2- Tubos:

$$VolTubos = Nt \cdot 0,009 \cdot \pi \cdot L \cdot (d0^2) \quad (40)$$

3- Cabezales:

Se supone que siempre será una cubierta elipsoidal del tipo 2:1, debido a que son usadas en aplicaciones de baja y media presión.

$$Pt = 0,25 \cdot 10e6$$

$$Ec = 1$$

$$tc = Pt \cdot \frac{Ds}{2 \cdot S \cdot Ec - 0,2 \cdot Pt} \quad (41)$$

Se tiene dos medios elipsoides en cada extremo, por tanto la suma de los dos es igual al volumen de un solo elipsoide:

$$Dsic = Ds0 - 2 \cdot tc \quad (42)$$

$$VolCabezales = \frac{4}{3} \cdot \pi \cdot (Ds0^2 - Dsic^2) \cdot \frac{Ds0 - Dsic}{4} \quad (43)$$

4- Espejo

$$F = 1$$

$$desp = d0 \cdot 1,02 \quad (44)$$

$$ETA = 1 - \frac{0,907}{desp/d0^2} \quad (45)$$

$$Dctl = Db - d0 \quad (46)$$

Antes de calcular el espesor, es necesario calcular la presión que se ejercerá en los espejos en dos casos: i) para la flexión y ii) para cortante:

$$i) \quad P1 = APt + APs \cdot 1,25 \cdot \left(\frac{(Ds0^2 - Dctl^2) \cdot (Ds0 - Dctl)}{Ds0 \cdot F^2 \cdot Ds^2} \right) \quad (47)$$

$$ii) \quad P2 = AP_t + AP_s \cdot 1,25 \cdot \left(\frac{(Ds0^2 - Dct1^2)}{Dct1^2} \right) \quad (48)$$

Se escoge la mayor presión de las dos, ya que sería el peor de los casos, y con ella se calcula el espesor y el volumen de los espejos:

$$te = F \cdot Ds \cdot \sqrt{\frac{P \cdot 3}{ETA \cdot S}} \quad (49)$$

$$VolEspejo = \pi \cdot Ds0^2 \cdot te \quad (50)$$

Por último, una vez hallados los volúmenes de las principales partes del condensador, se calcula el volumen total de este:

$$VolTotal = VolTubos + VolCarcasa + VolCabezales + VolEspejo \quad (51)$$

Como dato orientativo, también se calcula la relación que hay entre el volumen de los tubos respecto al total, es decir, el peso de los tubos en el condensador:

$$RelacionVol = 100 \cdot \frac{VolTubos}{VolTotal} \quad (52)$$

5.6.3 Modelo MIVES

En el modelo MIVES del caso de estudio a tratar, se calcula el índice de sostenibilidad global a partir de la ecuación 53 [25] [37]:

$$IS = \sum_{i=1}^9 \alpha_i \cdot \beta_i \cdot \gamma_i \cdot V_i \quad (53)$$

Donde V_i es el valor que toma el indicador en su función de valor (FV).

Por un lado, para poder aplicar esta ecuación, hace falta definir las funciones de valor (FFVV).

Las funciones de valor tienen como objetivo poder comparar indicadores con unidades y magnitudes diferentes. Esto es posible gracias a que cada FV proporciona un valor adimensional, comprendido entre 0 y 1, el mínimo y el máximo nivel de satisfacción, respectivamente.

La ecuación genérica para las FFVV:

$$V_i = K_i \cdot \left[1 - e^{-m_i \left(\frac{|P_{\max} - P_{\min}|}{n_i} \right)^{A_i}} \right] \quad (54)$$

Donde:

- P_{\min} : es valor de entrada a la FV que devuelve un 0 (mínima satisfacción)
- P_{\max} : es valor de entrada a la FV que devuelve un 1 (máxima satisfacción)
- P : es la respuesta de la alternativa evaluándose respecto al indicador que se está considerando. Este valor tiene que estar comprendido entre P_{\min} y P_{\max} . Significa el valor de V_i que se incluye en la ec.53.

- A_i : es un factor de forma. Este parámetro define si la función de valor es cóncava ($A_i < 1$). Convexa ($A_i > 1$), en S ($A_i > 1$) o lineal ($A_i = 1$). Además, permite determinar aproximadamente la pendiente de la curva en el punto de inflexión de coordenadas (n_i , m_i).
- n_i : valor aproximado del punto de abscisa en el que se produce el punto de inflexión, en el caso de $A_i > 1$. Es decir, sirve para construir curvas convexas o en forma de S.
- m_i : igual que n_i sirve en los casos de $A_i > 1$. Sin embargo, es el valor aproximado del punto de ordenada en el que se produce el punto de inflexión.
- K_i : factor que permite que la función se mantenga en el rango de 0 a 1. En el que la mejor respuesta se asocia con el 1 y la peor con el 0:

$$K_i = \frac{1}{\left[1 - e^{-m_i \left(\frac{|P_{\max} - P_{\min}|}{n_i} \right)^{A_i}} \right]} \quad (55)$$

Como se puede apreciar en la figura 21, en función de la geometría de la FV, los parámetros P_i y K_i toman un valor determinado.

Forma	P_i	K_i
Cóncava	$< 0,75$	$> 0,9$
Convexa	> 2	$< 0,1$
Lineal	1	$= 0$
S suave	$2 < P_i < 4$	$0,1 < K_i < 0,2$
S fuerte	$4 < P_i < 10$	$0,1 < K_i < 0,2$

Figura 21 Valores de los parámetros que definen la geometría de la función de valor [37]

Las funciones de valor pueden ser crecientes, figura 22, cuando el punto de máxima satisfacción es mayor al punto de mínima satisfacción, o decrecientes, figura 23, cuando pasa lo contrario. Las geometrías de las funciones de valor en este caso, son rectas con una cierta pendiente.

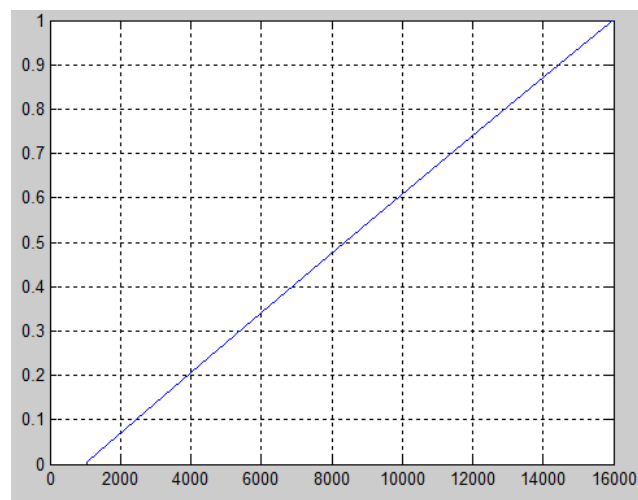


Figura 22 Función de valor creciente

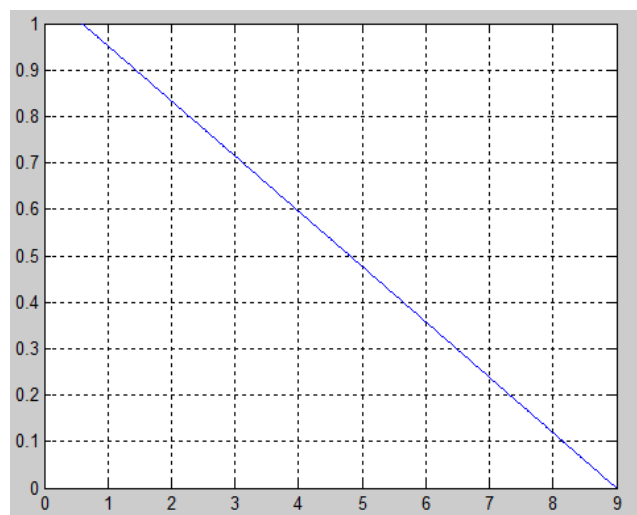


Figura 23 Función de valor decreciente

Los valores que toman todos estos parámetros en el caso de estudio a tratar se pueden ver en la tabla 4.

Por otro lado, también hace falta definir el árbol de requerimientos del caso a tratar, y los pesos de los diferentes parámetros que intervienen (α_i , β_i , γ_i , requerimientos, criterios e indicadores, respectivamente):

Árbol Req	α_i	Req	β_i	Criterios	γ_i	Indicadores
IS	28%	ISE	100%	Costes	100%	Costes totales (Ctot)
	33%	ISS	60%	Generación de empleo	100%	Generación de empleo (GE)
			40%	Accidentes	60%	Accidentes Letales (LA)
					40%	Accidentes serios no letales (NLA)
	39%	ISM	27%	Calentamiento global	100%	Calentamiento global potencial (GWP)
			17%	Acidificación	100%	Acidificación potencial (AP)
			19%	Eutrificación	100%	Eutrofización potencial (EP)
			18%	Agotamiento de la capa de ozono	100%	Agotamiento de la capa de ozono potencial (ODP)
			19%	Ozono fotoquímico	100%	Creación de ozono fotoquímico potencial (POCP)

Tabla 2 Árbol de requerimientos y pesos para el cálculo de IS

Como se puede apreciar en la tabla 2, el IS se puede dividir en varios índices de sostenibilidad parciales (económico ISE, social ISS y medioambiental (ISM)).

El pilar económico, o índice de sostenibilidad económico, en este caso está formado por un criterio y un indicador. Dicho indicador tienen en cuenta los costes totales asociados a cada diseño válido del condensador:

$$C_{tot} = C_i + C_{od} \quad (56)$$

A su vez, este es el resultado de sumar los costes de inversión (en función del área):

$$C_i = a_1 + a_2 \cdot A^{a3} \quad (57)$$

$$Co=PP \cdot C_e \cdot H \quad (58)$$

Y los costes totales de operación descontados. Para hallar estos, se asume una vida útil del condensador de 10 años ($n_y=10$) y una tasa de descuento 10% ($i=0,1$);

$$Cod=\sum_{v=1}^{i=n_y} \left(\frac{Co}{(1+i)^v} \right) \quad (59)$$

Los otros dos requerimientos, o índices parciales de sostenibilidad, contienen un conjunto de indicadores en el que el nivel de satisfacción, salvo en el caso de la generación de empleo, es inversamente proporcional a la cantidad de masa y tipo de material que se usa para la construcción del condensador. Es decir, cuanto más se consuma peor va a ser el comportamiento respecto a cada indicador, a excepción de la GE que será mejor. En este caso el material elegido es el acero inoxidable AISI316L. Por lo que:

$$RoAcero=8000 \text{ kg/m}^3$$

Entonces con el volumen total del condensador que se calcula a través de la ec.51, se puede hallar la masa de acero total que se necesita para construir el condensador:

$$MasaAcero=VolTotal \cdot RoAcero \quad (60)$$

Acero Inoxidable	LA (n° of cases)	NLA (n° of cases)	GWP (kg of CO ₂ .eq.)	AP (kg of SO ₂ .eq.)	EP (kg of phosphate, eq.)	ODP (kg of R-11.eq.)	POCP (kg of C ₂ H ₄ . eq.)
Indicador	5.683E-13	4.347E-10	3.18	0.0533	0.00163	1.97E-7	0.00282

Tabla 3 Valor de cada indicador por kg de acero inoxidable AISI316L

Los valores que aparecen en la Tabla 3 se han obtenido de la base de datos de GaBi, un software de LCA de la empresa Thinkstep.

A través de la masa de acero calculada en la ec.60 y la Tabla 3, se puede calcular el valor de entrada a cada uno de los indicadores sociales (V_{is}) y medioambientales (V_{im}), ec.61:

$$I_s = I_m = MasaAcero \cdot F_{ind} \quad (61)$$

Donde F_{ind} es el valor que aparece para cada indicador en la tabla 3. Por ejemplo, para GWP sería $GWP=MasaAcero \cdot 3,18$. Lo mismo para el resto de los indicadores sociales y ambientales.

Cada uno de estos indicadores, tablas 2 y 3, significan:

- Co: coste de operación anual. Son los gastos que están relacionados con el funcionamiento de la bomba para llevar a cabo la construcción de la bomba. Por ello, depende del coste de electricidad, la potencia de bombeo y el número de horas de uso al año de esta.
- Cod: coste de operación total descontado. Son los costes teniendo en cuenta la relación existente entre el valor del dinero y el paso del tiempo, es decir, incluyendo la vida útil del condensador y la tasa de descuento a aplicar sobre los costes de operación.
- Ci: coste de inversión. Son aquellos gastos en los que incurres para poder llevar la construcción del condensador. Gracias al método Hall, se puede calcular en función del área del condensador.

- LA: número de casos de accidentes letales asociados a la producción del acero consumido en el condensador.
- NLA: número de casos de accidentes serios no letales asociados a la producción del acero consumido en el condensador.
- GE: generación de empleo. Es el indicador que te permite conocer el número de empleos que supone la construcción del condensador.
- GWP: calentamiento global. Este indicador te permite ver los kilogramos de CO₂ equivalentes que se emiten como resultado de la construcción del condensador.
- AP: acidificación. Este indicador mide los kilogramos de SO₂ equivalentes que se emiten como resultado de la construcción del condensador.
- EP: eutrofización. Este indicador te permite ver los kilogramos de fosfato equivalentes que se emiten como resultado de la construcción del condensador.
- ODP: agotamiento de la capa de ozono. Este indicador mide los kilogramos de R-11 equivalentes que se emiten como resultado de la construcción del condensador.
- POCP: creación del ozono fotoquímico. Este indicador te permite ver los kilogramos de C₂H₄ equivalentes que se emiten como resultado de la construcción del condensador.

Una vez hecho esto, los índices parciales de sostenibilidad se hallan de la siguiente forma:

$$ISE=1 \cdot 1 \cdot 0.28 \cdot VC_{tot} \quad (62)$$

$$ISS=1 \cdot 0.6 \cdot 0.33 \cdot VGE + 0.6 \cdot 0.4 \cdot 0.33 \cdot VLA + 0.4 \cdot 0.4 \cdot 0.33 \cdot VNLA \quad (63)$$

$$ISM=1 \cdot 0.27 \cdot 0.39 \cdot VGWP + 1 \cdot 0.17 \cdot 0.39 \cdot VAP + 1 \cdot 0.19 \cdot 0.39 \cdot VEP + 1 \cdot 0.18 \cdot 0.39 \cdot VODP + 1 \cdot 0.19 \cdot 0.39 \cdot VPOCP \quad (64)$$

Dónde por ejemplo, $VGE=V_i$ para el indicador GE. Análogamente con el resto de indicadores (Tabla 4).

Valor FV	Indicador	Pmin	Pmax	n	m	A	c
VC _{tot}	C _{tot}	2.573.010	1.783.320	2.494.041	0,01	1	decreciente
VGE	GE	59.712	170.073	70.748	0,01	1	creciente
VLA	LA	0,000000097	0,000000034	0,000000091	0,01	1	decreciente
VNLA	NLA	0,000074321	0,000025957	0,000069485	0,01	1	decreciente
VGWP	GWP	543.681	189.882	508.301	0,01	1	decreciente
VAP	AP	8.250	2872.2	5.535	0,01	1	decreciente
VEP	EP	9112.5	3182.67	8.519.517	0,01	1	decreciente
VODP	ODP	0,04110	0,01180	0,03817	0,01	1	decreciente
VPOCP	POCP	589.28	168.39	547,00	0,01	1	decreciente

Tabla 4 Parámetros necesarios para el cálculo del valor de cada FV

Los valores de todos estos parámetros, una vez definido el tipo de FV que se quería (creciente o decreciente), se han obtenido a través del software MIVES.

Por último, teniendo en cuenta todo esto, solo quedaría calcular el índice de sostenibilidad global:

$$IS=ISE+ISS+ISM \quad (65)$$

6 RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una vez desarrollado en MATLAB cada uno de los códigos correspondientes a las diferentes técnicas de optimización que se han descrito en el apartado 4 de este trabajo, se han obtenido los siguientes resultados para cada una de las variables necesarias para llevar a cabo el diseño concreto del condensador:

Variables de diseño	Fuerza bruta	Monte Carlo	CSA	PSO	NSGA-II
Diámetro exterior carcasa -Ds0 [m]	3,89	3,83	3,8279	3,8279	3,93
Diámetro interior carcasa-Ds [m]	3,8698	3,81	3,808	3,808	3,9101
LMTD	20,3	20,3	20,3	20,3	20,3
Potencia condensador –Pot [W]	176.158.950	176.158.950	176.158.950	176.158.950	176.158.950
Número de tubos- N [nº tubos]	1.779	1.785	1.780	1.780	2.303
Velocidad interior tubos- vt [m/s]	1,134	1,168	1,1706	1,1706	1,0917
Diámetro exterior tubos- d0 [m]	0,0685	0,0674	0,0674	0,0674	0,0614
Diámetro interior tubos- di[m]	0,0617	0,0606	0,0607	0,0607	0,0552
Reynolds interior tubos- Ret	81.765	82.848	83.053	83.053	70.511
Prandtl interior tubos- Prt	6,056	6,056	6,056	6,056	6,056
Coeficiente convección interno-ht [W/ m ²]	4.298,3	4.416,1	4.423,5	4.423,5	4.262,4
Velocidad en la carcasa- vs [m/s]	66,1243	66,964	66,892	66,892	77,577
Reynolds carcasa- Res	19.402	19.327	19.312	19.312	20.390
Prandtl carcasa- Prs	0,0688	0,0688	0,0688	0,0688	0,0688
Coeficiente convección exterior-ht [W/ m ²]	3.247,9	3.261,4	3.261,1	3.261,1	3.280,5
Coef. global de transmisión de calor-U0 [W/m ²]	909,097	918,946	919,216	919,216	929,329
Área de transferencia de calor-A0 [m ²]	9.446	9.443,5	9.440,8	9.440,8	9.338
Longitud de los tubos – L [m]	24,93	24,99	24,99	24,99	21,03
Pérdida de carga en los tubos- APt [Pa]	3.966,2	5.930,1	5.962,1	5.962,1	4.996
Pérdida de carga en la carcasa – Aps [Pa]	1.944	1.997,9	1.990,9	1.990,9	1.995,3
Volumen tubos- VolTubos[m ³]	5,89	5,73	5,73	5,73	6,1568
Volumen total- VolTotal[m ³]	9,3	9,06	9,06	9,06	9,4439
Costes de inversión – Ci [€]	1.693.500	1.669.800	1.669.500	1.669.500	1.660.300
Costes de operación – Co [€]	2.830	2.883	2.879	2.879	4.325
Costes de operación total descontando- Cod [€]	17.389	17.716	17.695	17.695	26.573
Costes totales – Ctot [€]	1.710.889	1.687.516	1.687.195	1.687.195	1.691.198
Masa de Acero- MasaAcero [kg]	74.413	72.145	72.450	72.450	65.203

Accidentes letales- LA [nº casos]	4,2102*10-8	4,1182*10-8	4,1174*10-8	4,1174*10-8	3,7055*10-8
Accidentes serios no letales- NLA [nº casos]	3,2205*10-5	3,1501*10-5	3,1494*10-5	3,1494*10-5	2,8344*10-5
Calentamiento global – GWP [kg de CO2 equivalente]	235.590	230.440	230.390	230.390	207.350
Acidificación – AP [kg de SO2 equivalente]	3.949	3.862	3.862	3.862	3.475
Eutrofización – EP [kg de fosfato equivalente]	120,758	118,118	118,094	118,094	106,281
Agotamiento capa de ozono – ODP [kg de R-11 equivalente]	0.0146	0,0143	0,0143	0,0143	0,0128
Creación del ozono fotoquímico-POCP [kg de C2H4 equivalente]	208,919	204,351	204,310	204,310	183,873
Índice de sostenibilidad económico- ISE	0,2800	0,2800	0,2800	0,2800	0,2800
Índice de sostenibilidad medioambiental- ISM	0,3486	0,3535	0,3536	0,3536	0,3723
Índice de sostenibilidad social- ISS	0,1412	0,1400	0,1400	0,1400	0,1355
Índice de sostenibilidad global- IS	0,7698	0,7735	0,7739	0,7739	0,7878

Tabla 5 Resultados obtenidos con las diferentes técnicas de optimización. Las variables de optimización se muestran en negrita.

Analizando los datos de la Tabla 5 y comparando los resultados obtenidos, se pueden realizar una serie de comentarios.

Cabe destacar que la metodología usada resulta de gran ayuda a la hora de seleccionar el diseño más sostenible de entre todos los posibles para llevar a cabo la construcción del condensador. De hecho, vale la pena buscar el diseño más sostenible, debido a que la contribución tanto social, económica como ambiental puede variar significativamente.

En este caso, las diferentes técnicas de optimización empleadas proporcionan soluciones parecidas con tiempos de computación pequeños, ya que se trata de un problema con sólo dos variables. La mejor solución se obtuvo con NSGA-II y la peor con Fuerza Bruta, habiendo una diferencia de 0,018 en el IS. Fuerza Bruta y Monte Carlo llevan a cabo búsquedas no inteligentes por lo que son de aplicación en problemas sencillos, como el aquí abordado. Ahora bien, si aumenta la complejidad (por ejemplo, número de variables), tanto Fuerza Bruta como Monte Carlo pueden volverse fácilmente inaplicables (tiempo de computación muy elevado). Es en estos casos, en los que vale la pena recurrir a técnicas más sofisticadas como CSA, PSO y NSGA-II. Sin embargo, hay que destacar que NSGA-II es la única de las técnicas tratadas en este proyecto que es multiobjetivo, lo que es de gran interés para poder desglosar el IS en sus diferentes pilares: ISE, ISM e ISS.

Por otro lado, en cuanto a las variables de diseño de este caso de estudio, D_s y d_0 , se puede apreciar que, de nuevo, todas las técnicas de optimización proporcionan resultados similares. Para D_s , el menor valor, 3,808 m, se obtuvo con CSA y PSO, mientras que el mayor, 3,9101 m, fue obtenido con NSGA-II, habiendo solo una diferencia de 0,103 m. Para la segunda variable de diseño, d_0 , el menor valor se obtuvo con NSGA-II, 0,0614 m, mientras que el mayor valor lo proporcionó Fuerza Bruta, 0,0685 m, resultando una diferencia de 0,0071 m.

Respecto al coste total del condensador, se puede observar que la parte más importante es el coste de inversión, que supone un 99% del coste total. En otras palabras, el coste del condensador dependerá fundamentalmente del área de transferencia del mismo. A menor área, menor coste se obtendrá. CSA y PSO son la que obtuvieron un menor coste total del proyecto, mientras que el más caro fue con Fuerza Bruta, habiendo una diferencia entre

ambos de 23.694 €. Además, la técnica que da los menores costes de inversión, NSGA-II, también da menor cantidad de emisiones de kg de CO₂ equivalente, SO₂ equivalente, fosfato equivalente, R-11 equivalente y C₂H₄ equivalente, debido a que todos estos indicadores depende de la cantidad de material consumido de la misma forma que este tipo de costes, es decir, cuanta menos área o material consumido mejor puntúan en el índice parcial. Por otro lado, la Generación de Empleo (GE) es el único indicador que funciona a la inversa, cuanta menos área, menos empleo y por tanto peor puntúa en el correspondiente índice parcial. Esto se puede apreciar en la tabla 5.

En cuanto a los índices parciales de sostenibilidad, ISE, ISM e ISS, también es posible hacer unos cuantos comentarios. Primero, respecto al pilar económico, se observa que en todas las técnicas de optimización se obtuvo un mismo valor de 0,28. Luego, este pilar no marca diferencias entre las diferentes técnicas. Esto se debe a que las diferencias en los costes no son lo suficientemente importantes como para que se reflejen en el valor que devuelve la correspondiente función de valor. Al cambiar, la geometría de la misma, esto podría verse afectado. Esto puede considerarse un posible desarrollo futuro. En segundo lugar, a nivel ambiental, la mejor opción fue NSGA-II con un 0,3723, mientras que la peor fue Fuerza Bruta con un 0,3486. Esto tiene sentido debido a que NSGA-II obtuvo una solución de un condensador de mayor área y volumen por lo que las emisiones a la atmósfera son mayores que en el caso de Fuerza Bruta. Por último, en ISS, el mejor resultado se obtuvo para Fuerza Bruta con 0,1412 y el peor con NSGA-II, 0,1355. Lógicamente, pasa al contrario que con el pilar anterior, en este caso tener más área y volumen de condensador a construir favorece a tener un mayor valor de este índice parcial. En otras palabras, los diferentes indicadores no se mueven en el mismo sentido, mientras que la generación de empleo (ISS) es directamente proporcional a la masa de acero necesaria para construir el condensador, los costes (ISE), accidentes laborales (ISS) y emisiones (ISM) son inversamente proporcionales. En resumen, los índices parciales de sostenibilidad están relacionados con el área y volumen del condensador, es decir, la masa de acero. A su vez, estas variables vienen dadas por los diferentes parámetros térmicos y geométricos calculados con anterioridad.

7 CONCLUSIONES

Este proyecto tiene como objetivo la optimización de la sostenibilidad en el cálculo y dimensionamiento de un condensador para llevar a cabo su diseño. Se incluye un algoritmo que permite obtener las características del condensador asociadas al índice de sostenibilidad más alto. Para poder llegar a este objetivo, se ha desarrollado un modelo y una serie de técnicas de optimización codificadas computacionalmente en MATLAB. Estas técnicas de optimización son Fuerza Bruta, Monte Carlo, CSA, PSO y NSGA-II. Las variables de optimización son D_s y d_0 .

Hasta hoy, no se había usado algoritmos informáticos para la optimización de un intercambiador de calor con cambio de fase, y tras llevar a cabo su implementación se han obtenido resultados satisfactorios. De todas las técnicas utilizadas, destaca la NSGA-II por obtener la mejor solución (solución óptima) y ser la única de ellas que es multiobjetivo, ambos aspectos están relacionados debido a que te permite optimizar por separado los índices parciales que conforman el IS. Aún así, para este caso de estudio, todas se ejecutan en un tiempo computacional pequeño llegando a resultados bastante parecidos entre ellas. Sin embargo, si se aumenta la complejidad puede no ser viable aplicar Fuerza Bruta y Monte Carlo debido al elevado tiempo que les supondría llegar a una solución óptima.

A la hora de optimizar el IS la variable que influye en gran medida es la cantidad de material consumido para la construcción del condensador. Este parámetro se tiene en cuenta en los costes de inversión y kg de emisiones equivalentes a la atmósfera de tal forma que a más material peor puntúan estos indicadores a su índice parcial. Sin embargo, existe otro indicador, la generación de empleo, que le influye de forma contraria, es decir, a más cantidad de material consumido, mejor puntúa a su índice parcial.

En conclusión, se puede decir que se han desarrollado varios métodos que sirven de gran ayuda al desarrollo sostenible, debido a que te permiten obtener el diseño de mejor sostenibilidad de entre todas las alternativas posibles. En efecto, merece la pena este esfuerzo a la hora de seleccionar el diseño más sostenible, ya que es significativa la contribución tanto económica, social como medioambiental que se puede aportar. Por otro lado, también permiten llevar a cabo el objetivo de este proyecto con resultados fiables y satisfactorios.

8 BIBLIOGRAFÍA

- 1- Donella H. Meadows, Dennis L. Meadows, Jorgen Randers y William W. Behrens. (2004). *The limits to growth*. Universidad de Books, Estados Unidos.
- 2- Gülçin Büyükoçkan y Yağmur Karabulut. (2017). *Energy project performance evaluation with sustainability perspective*. Energy. Vol 119.
- 3- Ghanima K. Al-Sharrah, A.Elkamel y Alyaa Almansoor. (2010). "Sustainability indicators for decisión-making and optimisation in the process industry: The case of the petrochemical industry". *Chemical Engineering Science*. Vol 65, pag 1311-1502.
- 4- Moatassem Abdallah y Khaled El-Rayes. (2016). "Multiobjective Optimization Model for Maximizing Sustainability of Existing Buildings". *Journal of Management in Engineering*. vol 32.
- 5- Citlali Tapia y Jamie E. Padgett. (2016). "Multiobjective optimisation of bridge retrofit and posteven reapir selection to enhance sustainability". *Structure and Infrastructure Engineering*. vol 12.
- 6- Widodo Purwanto, Yoga Pratama, Yulianto Nugroho, Warjito, Gabot Hertono, Djoni Hartono, Deendarlianto, Testsuo Tezuka. (2015). "Multiobjective optimization model for sustainable Indonesian electricity system: Analysis of economic, enviroment, and adequacy of energy sources". *Renewable Energy*. vol 81, p 308-318.
- 7- H.Sekimoto y A. Nagata. (2010). "Performance optimization of the CANDLE reactor for nuclear energy sustainability". *Energy Conversion and Management*. vol 51, p 1788-1791.
- 8- Abazar Vahdat Azad, Majid Amidpour. (2010). "Economic optimization of shell and tube exchanger based on constructal theory". *Energy*, vol 36, p 1087-1096.
- 9- Amin Hadidi, Mojtaba Hadidi y Ali Nazari. (2012). "A new design approach for Shell-and-tube heat exchangers using imperialist competitive algorithm (ICA) from economic point of view". *Energy Conversion and Management*, vol 67, p 66-74.
- 10- Amin Hadidi y Ali Nazari. (2012). "Design and economic optimization of Shell- and-tube heat exchangers using biogeography-based (BBO) algorithm. *Applied Thermal Enginnering*, vol 51, p 1263-1272.
- 11- V.K.Patel y R.V. Rao. (2010). "Design optimization of shell-and-tube heat exchanger using particle swarm optimization technique". *Applied Thermal Engineering*, vol 30, p 1417-1425.
- 12- R.Venkata Rao y Ankit Saroj. (2017). "Economic optimization of shell-and-tube heat exchangers using Jaya algorithm with maintenance consideration". *Applied Thermal Engineering*, vol 116, p 473-487.
- 13- M. Fesanghary, E. Damangir, I.Soleimani. (2009). "Desing optimization of Shell tube heat exchangers using global sensitivity analysis and harmony search algorithm". *Applied Thermal Engineerin*. vol 29, p-1026-1031.
- 14- Emerson Hochsteiner de Vaconcelos Segundo, Anderson Levati Amoroso, Viviana Cocco Mariani y Leandro dos Santos Coelho. (2016). "Economic optimization design for Shell-and-tube heat exchangers by a Tsallis differential evolution". *Applied Thermal Engineering*, vol 111, p 143-151.
- 15- Antonio C.Caputo, Pacifico M. Pelagagge y Paolo Salini. (2008). "Heat exchanger design based on economic optimization". *Applied Thermal Engineering*, vol 28, p 1151-1159.
- 16- Sepehr Sanaye y Hassan Hajabdollahi. (2010). "Mutiobjective optimization of Shell and tube heat exchangers". *Applied Thermal Engineering*, vol 30, p 1937-1945.
- 17- Masoud Asadi, Yidan Song, Bengt Sunden y Gongnan Xie. (2014). "Economic optimization design of shell-and- tube exchangers by a cuckoo-search-algorithm. *Applied Thermal Engineering*, vol 73, p 1032-1040.

- 18- Alireza Askarzadeh. (2016). "A novel metaheuristic method for solving constrained engineering optimization problems: Crow search algorithm". *Computers and Structures*, vol 169, p 1-12.
- 19- Junjun Xu, Xianglong Luo, Ying Chen y Songping Mo. (2015). "Multi-criteria design optimization and screening of heat exchangers for a subcritical ORC". *Energy Procedia*, vol 75, p 1639-1645.
- 20- Giuseppe Gulli, Alessio Sapienza, Angela Capri, Fabio Costa, Davide La Rosa, Valeria Palomba y Angelo Freni. (2015). "Innovative adsorption chiller for marine applications: design and building". *Energy Procedia*, vol 82, p 432-438.
- 21- M.F.H. Rani, Z.M. Razlan, A.B. Shahrman, C.K. Yong, A. Harun, M.S.M Hashim, M.K. Faizi, I.Ibrahim, N.S.Kamarrudin, M.A.M Saad, I.Zunaidi, W. K. Wan y H.Desa. (2017). "Desing of refrigeration system using refrigerant R134a for macro compartment". *Journal of pshysics*.
- 22- José M. Ponce-Ortega, Medardo Serna-González y Arturo Jiménez- Gutiérrez. (2009). "Use of genetic algorithms for the optimal design of Shell and tube heat exchangers". *Applied Thermal Engineering*, vol 29, p 203-209.
- 23- Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal y T. Meyarivan. (2002). "A Fast and Etilist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol 6, nº2, p 182-197.
- 24- Alfredo del Caño, María Pilar de la Cruz, Juan José Cartelle y Manuel Lara. (2015). *Conceptual Framework for an Integrated Method to Optimize Sustainability of Engineering Systems*. Universidad de la Coruña, Campus de Esteiro, Ferrol 15403, España.
- 25- Gómez D, del Caño A, de la Cruz MP y Josa A. (2012). *Metodología genérica para la evaluación de la sostenibilidad de sistemas constructivos. El método MIVES*. Universidad de la Coruña, Campus de Esteiro, Ferrol 15403, España.
- 26- M. Pilar de la Cruza, Alberto Castro, Alfredo del Caño, Diego Gómez, Manuel Lara y Juan J.Cartelle. (2015). *Comprehensive methods for dealing with uncertainty in assesing sustainability*. Universidad de la Coruña, Campus de Esteiro, Ferrol 15403, España.
- 27- Vidal Esmoris A. (2013). *Algoritmos heurísticos en optimización*. Trabajo fin de máster. Santiago de Compostela: Facultad de Matemáticas de la Universidad de Santiago de Compostela.
(http://eio.usc.es/pub/mte/descargas/ProyectosFinMaster/Proyecto_782.pdf)
- 28- Rodríguez Tello Eduardo A. (2018). *Algoritmos de búsqueda exhaustiva*. Cinestav-Tamaulipas. España.
<http://www.tamps.cinvestav.mx/~ertello/algorithms/sesion07.pdf>
- 29- Sancho Caparrini Fernando (2016). *PSO: Optimización por enjambres de partículas*.
<http://www.cs.us.es/~fsancho/?e=70>
- 30- Brownlee, Jason. (2011). *Clever Algorithms: Nature Inspired Programming Recipes*, Universidad de Merlbourne. Australia.
<http://blog.shuo1.com/zms/books/program/Clever%20Algorithms.pdf>
- 31- Ciancarini Paolo, Di Iorio Angelo, Giovanni Nuzzolese Andrea, Peroni Silvio y Fabio Vitali. (2013). *Semantic Annotation of Scholarly Documents and Citations*. Universidad de Bolonia. Italia.
<https://pdfs.semanticscholar.org/5424/3d5d189b32859fd38f611c9edf2881fa876a.pdf>
- 32- Sáiz Jabardo Jose María, Arce Ceinos Alberto y Lamas Galdo Mª Isabel. (2012). *Transferencia de calor*. Universidad de la Coruña.
- 33- Robert H. Perry, Don W. Green, James O.Maloney. (2001). *Manual del ingeniero químico*. Sexta edición, tomos III y IV. Ed: McGraw Hill.
- 34- Sinnot Ray. (2012). *Diseño en Ingeniería Química*. Volumen 6. Cuarta Edición
- 35- Norma TEMA (Tubular Exchanger Manufacturers Association).
- 36- J.M. Coulson y J.F: Richardson. (2005). *Chemical Engineering Design*. Cuarta Edición. Oxford.Universidad Politécnica de Cataluña. Modelo Integrado de valor para evaluaciones sostenibles.

- <https://deca.upc.edu/es/proyectos/mives/ficheros/aplicacion-v1/mivesmanual.pdf>
- 37- Diego Crespo. (2012). *Estado Actual del Arte: Método de Monte Carlo*. Universidad de la Coruña. Ferrol.
- 38- Primitivo Díaz, Marco Pérez-Cisneros, Erik Cuevas, Omar Avalos, Jorge Gálvez, Salvador Hinojosa y Daniel Zaldivar. (2018). *An Improved Crow Search Algorithm Applied to Energy Problems*. Universidad de Guadalajara, Departamento de Electrónica, México.
- 39- Espitia Cuchango, Helbert Eduardo. (2014). *Algoritmo de optimización basado en enjambres de partículas con comportamiento de vorticidad*. Tesis doctoral. Bogotá, Colombia. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ingeniería. <http://bdigital.unal.edu.co/46813/1/74373323.2014.pdf>
- 40- R.W.Saaty. (1987). "The analytic hierarchy process-what it is and how it is used". *Mathematical Modelling*, vol 9, p 161-176.
- 41- "Algoritmos Genéticos". *Galeon.com*
<http://eddyalfaro.galeon.com/geneticos.htm>
- 42- H. Hajabdollahi, P. Ahmadi y I.Dincer. (2011). "Thermoeconomic optimization of a Shell and tube condenser using both genetic algorithm and particle swarm": *International Journal of Refrigeration*, vol 34, p 1066-1076.